Comparison of some methods for estimating the parameters of the binary logistic regression model using the genetic algorithm with practical application

مقارنة بعض الطرائق لتقدير معلمات انموذج الانحدار اللوجستي الثنائي باستعمال الخوارزمية الجينية مع تطبيق عملي

أ.م.د. رياب عبد الرضا صالح البكري جامعة بغداد /كلية الادارة والاقتصاد / rnah_2008@yahoo.com
الباحث/ ساره عادل مظلوم الرديني sarahstatistic88@gmail.com

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

Received:4/12/2018
Accepted :7/1/2018

المستخلص

يعاني الانسان بسبب ضغوطات الحياة الطبيعية من تعرضه الى عدة انواع من امراض القلب وذلك نتيجة لعوامل مختلفة، وبهدف معرفة حالة حدوث الوفاة من عدمه يتم نمذجتها باستعمال أنموذج الانحدار اللوجستي الثنائي، لذا تم في هذا البحث استعمال أحد أهم نماذج الانحدار غير الخطية الواسعة الاستعمال في نمذجة التطبيقات الاحصائية، من حيث الاصابة بأمراض القلب وهو انموذج الانحدار اللوجستي الثنائي, ومن ثم تقدير معلمات هذا الأنموذج باستعمال طرائق التقدير الاحصائية ولكن اثناء استعمال هذا الأنموذج تواجهنا مشكلة في تقدير معلماته وذلك عندما يكون عدد المعلمات $(P+1)$، وان ايجاد تقدير المعلمات باستعمال الطرائق العددية احيانا لا تعطي الحل الامثل لأنها تعتمد على المقدرات البدائية، باستعمال بعض الطرائق الاعتيادية بعد تحسينها من خلال اتباع منهجية الخوارزمية الجينية في التقدير لتلائم تقدير معلمات هذا النوع من نماذج الانحدار غير الخطية، ومن ثم المقارنة بين طرائق التقدير، وقد شملت المقارنة نوعين من طرائق التقدير المهمة وهي طرائق التقدير الاعتيادية التي تضمنت طريقة الامكان الاعظم، وطريقة تصغير مربع كاي، وطرائق التقدير المحسنة التي تم تطويرها من الباحثة والتي تضمنت طريقة الخوارزمية الجينية بالاعتماد على تقنية تقديرات الامكان الاعظمMLE، وطريقة الخوارزمية الجينية بالاعتماد على تقنية تقديرات تصغير مربع كاي MCSE، من أجل اختيار الطريقة الأفضل في التقدير وذلك من خلال القيم الافتراضية لتقدير معلمة انموذج الانحدار الخطي المتعدد بطريقة المربعات الصغرى الاعتيادية ols وكذلك تقدير المعلمة بتحويل القيم الحقيقية الى القياسية Standardized وبأحجام عينات مختلفة خلال المحاكاة وباستعمال المعيار الاحصائي متوسط مربعات الخطأ(MSE) لمقدرات الانموذج اللوجستي لغرض المقارنة بين أفضلية طرائق تقدير معلمات الأنموذج، وقد تم التوصل بشكل عام الى أن طريقة (Mcs) هي الأفضل بالمرتبة الأولى من بين طرائق التقدير الاعتيادية، وطريقة (Mcs. GA) هي الأفضل من بين طرائق التقدير المحسنة لغرض تقدير المعلمات للأنموذج اللوجستي الثنائي وذلك لأنها تمتلك اقل (MSE) للمقدرات، وقد تم في الجانب التطبيقي استعمال هذا الأنموذج لنمذجة البيانات الخاصة بالمصابين بأمراض القلب وتقدير المعلمات باستعمال طريقة (Mcs. GA)، وتم التوصل فيه من خلال مقارنة اسباب حالات حدوث الوفاة الحقيقية مع اسباب حالات حدوث الوفاة المقدرة الى مدى ملائمة الأنموذج في نمذجة هذا النوع من البيانات واستخلاص السبب الرئيسي لحدوث الوفاة هو التدخين، وكذلك دقة الطريقة (Mcs. GA) في تقدير معلمات الأنموذج .

المصطلحات الرئيسة للبحث/ تصغير مربع كاي، انموذج الانحدار اللوجستي الثنائي، المعلمات، الخوارزمية الجينية , خوارزمية نيوتن_ رافسون.

Journal of Economics and Administrative Sciences
2019; Vol. 25, No.112
Pages:481- 499

*البحث مستل من رسالة الماجستير

1-1 المقدمة (Introduction)

ترتبط قيمة النتائج العلمية المستخرجة بشكل مباشر بمدى دقة الأساليب والتجارب المستخدمة في موضوع البحث وصحته، ومن أجل صياغة تلك الأساليب والتجارب في صورة تمكننا من الحصول على نتائج أكثر وضوح وذات دقة عالية مقبولة ومرضية للتوصية منها، يفضل استخدام الأساليب الإحصائية المناسبة والأكثر دقة وعلى وفق أسس علمية تكون حصيلتها اتخاذ القرار العلمي بقناعة علمية وبثقة كافية.

يعتبر انموذج الانحدار اللوجستي الثنائي من النماذج اللاخطية الي تصف العلاقة بين متغير تابع ثنائي القيمة أي يأخذ قيمتين هما الصفر لاحتمال عدم حدوث حدث معين والواحد الصحيح لاحتمال حدوث ذلك الحدث والمتغيرات المستقلة تأخذ قيم وصفية أو كمية، ولذلك يستعمل استراتيجية تحويل الاستجابات على فئتي او فئات المتغير التابع الى وحدات لوغارتمية من نوع لوجت و حينئذ فقط تتحول العلاقات غير الخطية الى علاقات خطية بين متغير الاستجابة (التابع) والمتغيرات التوضيحية (المستقلة)، ومن اهم الطرائق التي تستخدم في تقدير معلماته هي طريقة تقدير الامكان الاعظم (MLE) ويتم الحصول على معادلات الامكان بأخذ المشتقات من الدرجة الاولى لمعلمات دالة الامكان في الانموذج اللوجستي الثنائي مما يزيد من احتمالية مشاهدة الفرد وتكون غير خطية وبالتالي لا يمكن الحصول تحليلياً على القيم المثلى للمعلمات فنستخدم اساليب تكرارية مثل نيوتن رافسون أوگاوس نيوتن وغيرها من الأساليب الأخرى ضمن فئة تقنيات التحسين الكلاسيكية وقد استخدمنا خوارزمية نيوتن رافسون (NR) كطريقة لحل مشكلة الغير خطية واستخدمنا طريقة تقدير تصغير مربع كاي (MCSE) من اجل الحصول على قيم المعلمة المثلى (افضل نتيجة تقدير) من خلال تقليل مجموع مربعات الخطأ العشوائي باستخراج المشتقة الاولى ومساواتها للصفر فنستنتج بوجود علاقة غير خطية فنستخدم خوارزمية نيوتن رافسون لحلها ومن شروطها ان تكون دالة الهدف مستمرة ويجب تحديد نقاط البداية المناسبة للمعلمات ونظراً لما تتمتع بها خوارزمية نيوتن رافسون من القيود والافتراضات بتحديدها لنقطة البداية وقد تكون هذه النقطة غير جيدة فلا نستطيع ايجاد القيم المثلى فكانت هناك حاجة لتطوير طريقة بديلة، لحل هذه المشاكل رغم القيود المفروضة فنستخدم منهجية الخوارزمية الجينية (GA)وهي طريقة محسنة للحل لاحتوائها على صفات وخصائص مهمة مثلاً ليس من الضروري وجود دالة هدف تفاضلية وتشكيل افضل مجموعة حل للمعلمة التي من شأنها تقليل مقدار الخطأ الى اصغرما يمكن.

ومن الواضح صعوبة الحصول على افضل تقدير لمعلمات انموذج الانحدار اللوجستي الثنائي بالطرائق الاعتيادية عندما يكون عدد المعلمات $(P+1)$اذ ظهرت الحاجة لتطويرها، في اقتراح وتوظيف الطرائق الاعتيادية بعد تحسينها باتباع الخوارزمية الجينية في التقدير لغرض تقدير معلمات هذا الأنموذج.

ومن ثم تتم المقارنة بين الطرائق التي ذكرناها في اعلاه باستخدام تقنية التحسين (GA) على نتائج انموذج الانحدار اللوجستي الثنائي فنستخدم لذلك برنامج MATLAB ومحاكاة مونت كارلو مع تفسيراتهم بالتفصيل وبعد المقارنة نحصل على التوصيات من النتائج التي توصلنا اليها من الطرائق المستخدمة في التقدير.

2-1 هدف البحث (Research Aim)

ان الهدف من هذا البحث هو توظيف الخوارزمية الجينية في تقدير معلمات أنموذج الانحدار اللوجستي الثنائي بعد تحسينها للحل من خلال استعمال طرائق التقدير الاعتيادية وهي طريقة تقدير الامكان الاعظم (MLE)وطريقة تقدير تصغير مربع كاي (MCS) من اجل الوصول الى أفضل الطرائق في التقدير، ومن ثم المقارنة بين هذه الطرائق من خلال القيم الاولية للمعلمة، مرة بطريقة المربعات الصغرى الاعتيادية ols واخرى بالطريقة القياسية Standardized خلال المحاكاة، وباستعمال المعيار الاحصائي متوسط مربعات الخطأ(MSE) لغرض المقارنة والتوصل الى الطريقة الأفضل، ومن ثم بناء أنموذج الانحدار اللوجستي في الجانب التطبيقي لبيان اهم العوامل المؤثرة على امراض القلب وتقدير معلماته باستعمال افضل الطرائق التي تم التوصل اليها في الجانب التجريبي.

3-1 انمـــوذج الانحـــدار اللوجســـتي الثنـــائي Binary Logistic (BLRM)

(Regression Model

يعد هـذا الانمـوذج مـن نمـاذج الانحـدار اللاخطـي ويتصـف بـان متغيـر الاسـتجابة (Y) يتبـع توزيـع برنـولي (Bernoulli distribution) يأخـذ القـيم (0) و (1)[10;2013;p.8] اي ان متغيـر الاسـتجابة الفئـوي (Y) لـه حـالتين تتمثـل الحالـة الاولـى وقـوع حـدث معين عنـدما ($Y = 1$) والحالـة الثانيـة بعـدم وقـوع ذلـك الحـدث عنـدما ($Y = 0$) باحتمـال وقـوع الحـدث (النجـاح) هـو$[\pi(X_i)]$ اعتمـاداً علـى قـيم المتغيـرات التوضـيحية للمشـاهدات واحتمـال عـدم وقـوع الحـدث (الفشـل) هـو $[1 - \pi(X_i)]$ وبـذلك تكون دالة الكثافة الاحتمالية بالصيغة الاتية[20;2007;p.3]:

$$P(Y_i/X_i) = [\pi(X_i)]^{Y_i}[1 - \pi(X_i)]^{1-Y_i} \quad ; \quad Y_i = 0,1 \quad \dots(1)$$

امـا اذا كـان انمـوذج الانحـدار اللوجسـتي يحتـوي علـى اكثـر مـن متغيـر توضـيحي واحـد، فيعبـر عـن توقعـه الشـرطي لاحتمـال متغيـر الاسـتجابة (وقـوع الحـدث) حسـب الصـيغة الرياضـية الاتية[3;2017;p.40]:-

$$\pi(X_i) = \frac{1}{1+e^{-(\beta_\circ+\beta_1 X_{i1}+\cdots+\beta_p X_{ip})}} \quad \dots(2)$$

$$= \frac{e^{(\beta_\circ+\beta_1 X_{i1}+\cdots+\beta_p X_{ip})}}{1+e^{(\beta_\circ+\beta_1 X_{i1}+\cdots+\beta_p X_{ip})}} \quad \dots(3)$$

وان احتمال عدم وقوع الحدث هو:

$$1 - \pi(X_i) = \frac{1}{1+e^{(\beta_\circ+\beta_1 X_{i1}+\cdots+\beta_p X_{ip})}} \quad \dots(4)$$

يحيث ان:

$$i = 1,2,\dots,n \quad ; \quad j = 0,1,\dots,p$$

$X_1, X_2, \dots, X_p$: المتغيرات التوضيحية التي تكون المصفوفة X وعددها (P).

$\beta_\circ, \beta_1, \dots, \beta_p$: متجه للمعلمات المراد تقديرها وعددها (P).

ويـتم تحويـل هـذا الانمـوذج الـى شـكل خطـي يتمثـل بعلاقـة خطيـة مـع لوجـت الاحتمـال $[logit\ \pi(X_i)]$ وحسب الصيغة الريا ضية الاتية[1;2002;p.166]:

$$Z = logit\ \pi(X_i) = ln\left[\frac{\pi(X_i)}{1-\pi(X_i)}\right] \quad \dots(5)$$

$$= \beta_\circ + \beta_1 X_{i1} + \cdots + \beta_p X_{ip} \quad \dots(6)$$

$$= [1 \quad X_{i1} \quad \dots \quad X_{ip}] \begin{bmatrix} \beta_\circ \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_p \end{bmatrix} = \underline{X_i'}\underline{\beta} \quad \dots(7)$$

يتم تعويض المعادلة (7) في المعادلتان(3) و (4) وكالاتي[4;2003;p.12]:

$$\pi(X_i) = \frac{e^{\underline{X_i'}\underline{\beta}}}{1+e^{\underline{X_i'}\underline{\beta}}} \quad \dots(8)$$

$$1 - \pi(X_i) = \frac{1}{1+e^{\underline{X_i'}\underline{\beta}}} \quad \dots(9)$$

4-1 طريقة الامكان الاعظم (Maximum Likelihood Method (MLM))

للحصول على تقديرات المعلمة بواسطة الامكان الاعظم (MLE) يتم ضرب الحدود في المعادلة (1) لعينة حجمها (N) تعتمد على (X)من المتغيرات التوضيحية (التفسيرية) ومجموعة متغير الاستجابة(Y)، وبالتالي ان دالة الامكان الاعظم في الانموذج اللوجستي الثنائي لـ n من المشاهدات هي[10;2013;p.9]:

$$l(\beta) = P(Y/X) = \prod_{i=1}^{n} [\pi(X_i)]^{Y_i} [1-\pi(X_i)]^{1-Y_i} \quad \dots(10)$$

وبأخذ اللوغارتم (Log) على الجانبين للحصول (MLE) لتسهيل عملية الحل

$$ln[l(\beta)] = \sum_{i=1}^{n} Y_i ln[\pi(X_i)] + (1-Y_i) ln[1-\pi(X_i)] \quad \dots(11)$$

وبالتعويض عن$\pi(X_i)$و$1-\pi(X_i)$ بما يساويهم حسب المعادلتان(8) و(9) وكالاتي:

$$ln[l(\beta)] = \sum_{i=1}^{n} \left[Y_i ln\left(\frac{e^{\acute{X}_i\underline{\beta}}}{1+e^{\underline{X}_i\underline{\beta}}}\right) + (1-Y_i) ln\left(1-\frac{e^{\acute{X}_i\underline{\beta}}}{1+e^{\underline{X}_i\underline{\beta}}}\right)\right] \quad \dots(12)$$

$$= \sum_{i=1}^{n} \left[Y_i ln\left(e^{\acute{X}_i\underline{\beta}}\right) - Y_i ln\left(1+e^{\acute{X}_i\underline{\beta}}\right) + ln\left(\frac{1}{1+e^{\acute{X}_i\underline{\beta}}}\right) - Y_i ln\left(\frac{1}{1+e^{\acute{X}_i\underline{\beta}}}\right)\right] \dots(13)$$

$$= \sum_{i=1}^{n} \left[Y_i \left(\acute{X}_i\underline{\beta}\right) - ln\left(1+e^{\acute{X}_i\underline{\beta}}\right)\right] \quad \dots(14)$$

ومن اجل الحصول على تقديرات المعلمات وهي $(\hat{\beta})$ لتعظيم لوغارتم دالة الامكان $ln[l(\beta)] = L\left(\underline{\beta}\right)$ تؤخذ المشتقات من الدرجة الاولى ومساواة الدالة الناتجة بالصفر

$$\acute{L}\left(\underline{\beta}\right) = \sum_{i=1}^{n} \left[\left(Y_i - \frac{e^{\acute{X}_i\underline{\beta}}}{1+e^{\acute{X}_i\underline{\beta}}} \right) \acute{X}_{ij} \right] = \acute{X}\left(Y - P^{(m)}\right) = 0 \quad \dots(15)$$

$$\acute{L}\left(\underline{\beta}\right) = -\sum_{i=1}^{n} \acute{X}_{ij} \left[\pi(X_i)\left(1-\pi(X_i)\right)\right] X_{ij} = -\acute{X}\ \mathrm{V}^{(m)}\ X \quad \dots(16)$$

نستنتج بانه تكونت لدينا $(p+1)$ من المعادلات غير الخطية ونقوم بحلها بإحدى الطرائق التكرارية التقليدية كطريقة نيوتن رافسون (NR)،وان خوارزمية نيوتن رافسون التكرارية لإيجاد قيم (β) التقديرية لدالة الامكان الاعظم في الانموذج اللوجستي ستكون في $(m+1)$ من التكرارات وكالآتي[4;2003;pp.36,42]:

$$\hat{\beta}^{(m+1)} = \hat{\beta}^{(m)} + \left(\acute{X}\ _{\mathrm{V}^{(m)}}\ X\right)^{-1} \acute{X}\left(Y - P^{(m)}\right) \quad \dots(17)$$

$$Y = \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_n \end{bmatrix}, \quad P^{(m)} = \begin{bmatrix} {\pi_1}^{(m)} \\ {\pi_2}^{(m)} \\ \vdots \\ {\pi_n}^{(m)} \end{bmatrix}, \quad X = \begin{bmatrix} \underline{\acute{X}}_1 \\ \underline{\acute{X}}_2 \\ \vdots \\ \underline{\acute{X}}_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \underline{\acute{X}}_{10} \\ \underline{\acute{X}}_{21} \\ \vdots \\ \underline{\acute{X}}_{np} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & X_{11} & X_{12} & \cdots & X_{1p} \\ 1 & X_{21} & X_{22} & \cdots & X_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ 1 & X_{n1} & X_{n2} & \cdots & X_{np} \end{bmatrix}$$

$$\mathrm{V}^{(m)} = \begin{bmatrix} {\pi_1}^{m}(1-{\pi_1}^{m}) & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & {\pi_2}^{m}(1-{\pi_2}^{m}) & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & {\pi_n}^{m}(1-{\pi_n}^{m}) \end{bmatrix}$$

$$\mathrm{V}^{(m)} = diag\left[{\pi_i}^{m}(1-{\pi_i}^{m})\right] \quad \dots(18)$$

حيث ان:

$\underset{\sim}{\beta}^{(m)}$: هي تقديرات الامكان الاعظم ذو رتبة (P + 1 * n) للتكرار (m).

$\underset{\sim}{\beta}^{(m+1)}$: المقدرات الجديدة بالتكرار اللاحق $(m+1)$.

Y: يمثل متجه متغير الاستجابة ذو رتبة $(n * 1)$ للتكرار m.
$P^{(m)}$: يمثل القيم الاحتمالية لحدوث متغير الاستجابة ذو رتبة $(n * 1)$ للتكرار m.
X: تمثل مصفوفة المتغيرات التوضيحية ذو رتبة $(n * P + 1)$.
$V^{(m)}$: مصفوفة مربعة للتباينات عناصر قطرها الرئيسي $\pi_i^{\,m}(1-\pi_i^{\,m})$ مكتسبة من التكرار السابق (m).

5-1 طريقة تصغير مربع كاي (Minimum Chi - Square Method) (MCSM)

وهي من الطرائق الشائعة الاستخدام في التقدير وتعتمد على تصغير احصاءة مربع كاي لبيرسون المعروفة حسب الصيغة الرياضية الآتية:[11;2015;p.2]

$$x^2 = R(\beta) = \sum_{i=1}^{N} \frac{(\theta_i - \varepsilon_i)^2}{\varepsilon_i} \qquad \dots (19)$$

حيث ان:
θ_i : تمثل القيمة المشاهدة عند المستوى i
ε_i: تمثل القيمة المتوقعة عند المستوى i
$R\left(\underline{\beta}\right)$: تمثل احصاءة مربع كاي لبيرسون
وفي حالة النموذج اللوجستي الثنائي الاستجابة فإن:[10;2013;p.136]

$$R\left(\underline{\beta}\right) = \sum_{i=1}^{n} \frac{(Y_i - \pi_i)^2}{\pi_i} + \frac{[(1-Y_i) - (1-\pi_i)]^2}{1-\pi_i} \qquad \dots (20)$$

ويتم اختصارها الى:

$$R\left(\underline{\beta}\right) = \sum_{i=1}^{n} \frac{(Y_i - \pi_i)^2}{\pi_i(1-\pi_i)} \qquad \dots (21)$$

وبعد تعويض قيمة $(\pi_i, 1-\pi_i)$ في المعادلة اعلاه نستنتج:

$$R\left(\underline{\beta}\right) = \sum_{i=1}^{n} \left[\left(Y_i - \frac{e^{\underline{X}_i\underline{\beta}}}{1+e^{\underline{X}_i\underline{\beta}}} \right)^2 \frac{\left(1+e^{\underline{X}_i\underline{\beta}}\right)^2}{e^{\underline{X}_i\underline{\beta}}} \right] \qquad \dots (22)$$

وبعد التبسيط تصبح المعادلة كالآتي:

$$R\left(\underline{\beta}\right) = \sum_{i=1}^{n} \left[Y_i^{\,2}\, e^{-\acute{X}_i\underline{\beta}} + (1-Y_i)^2\, e^{\acute{X}_i\underline{\beta}} - 2Y_i(1-Y_i) \right] \qquad \dots (23)$$

لإيجاد $\underline{\beta}$ التي تعطي اقل $R\left(\underline{\beta}\right)$ يتطلب ايجاد المشتقة الاولى ومساواتها بالصفر كما يأتي:

$$\frac{\partial R\left(\underline{\beta}\right)}{\partial \underline{\beta}} = \sum_{i=1}^{n} \acute{X}_{ij} \left[(1-Y_i)^2 \left(\frac{\pi_i}{1-\pi_i}\right) - (Y_i)^2 \left(\frac{1-\pi_i}{\pi_i}\right) \right] \qquad \dots (24)$$

وهي علاقة غير خطية وعند حلها يتطلب استخدام احدى الطرق التكرارية كما هو الحال مع طريقة الامكان الاعظم نستخدم طريقة نيوتن _ رافسون لإيجاد تقديرات $\boldsymbol{\beta}$ حيث يتم حساب المشتقة الثانية بالإضافة الى المشتقة الاولى وكما يأتي:

$$\frac{\partial^2 R\left(\underline{\beta}\right)}{\partial \beta_j \acute{\beta}_j} = \sum_{i=1}^{n} X_{ij}\acute{X}_{ij} \left[(1-Y_i)^2 \left(\frac{\pi_i}{1-\pi_i}\right) + (Y_i)^2 \left(\frac{1-\pi_i}{\pi_i}\right) \right] \qquad \dots (25)$$

ونطبق طريقة نيوتن رافسون حسب الصيغة الرياضية وكالآتي:

$$\hat{\beta}^{(m+1)} = \hat{\beta}^{(m)} - \left[\acute{\hat{L}}(\hat{\beta})^{(m)} \right]^{-1} \left[\acute{L}(\hat{\beta})^{(m)} \right] \qquad \dots (26)$$

$$\acute{L}(\hat{\beta})^{(m)} = \frac{\partial R\left(\underline{\beta}\right)}{\partial \beta_j} \quad ; \quad \acute{\hat{L}}\left(\underline{\hat{\beta}}\right)^{(m)} = \frac{\partial^2 R\left(\underline{\beta}\right)}{\partial \beta_j \acute{\beta}_j} \qquad \dots (27)$$

$$V^{(m)} = \begin{bmatrix} (Y_i)^2\left(\frac{1-\pi_i}{\pi_i}\right) + (1-Y_i)^2\left(\frac{\pi_i}{1-\pi_i}\right) & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & (Y_i)^2\left(\frac{1-\pi_i}{\pi_i}\right) + (1-Y_i)^2\left(\frac{\pi_i}{1-\pi_i}\right) & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & (Y_i)^2\left(\frac{1-\pi_i}{\pi_i}\right) + (1-Y_i)^2\left(\frac{\pi_i}{1-\pi_i}\right) \end{bmatrix}$$

$$V^{(m)} = diag\left[(Y_i)^2\left(\frac{1-\pi_i}{\pi_i}\right) + (1-Y_i)^2\left(\frac{\pi_i}{1-\pi_i}\right)\right] \quad \ldots(28)$$

حيث ان

Y: يمثل متجه متغير الاستجابة تم ذكره.

X: تمثل مصفوفة المتغيرات التوضيحية تم ذكرها.

$V^{(m)}$: مصفوفة مربعة عناصر قطرها الرئيسي المعادلة اعلاه مكتسبة من التكرار السابق (m).

6-1 منهجية الخوارزمية الجينية (Genetic Algorithm Methodology)

بهدف الحصول على الحلول المثلى للمسائل الرياضية تم استخدام الخوارزميات الجينية كإحدى الطرق التكرارية المستخدمة حديثاً من اجل اتخاذ القرارات الصحيحة [21;2005;p.97].

ان اهم ما يميز هذه الطريقة هو ايجاد علاقة بين المشكلة قيد الدراسة وبين الخوارزمية الجينية وتنشأ هذه العلاقة عن طريق الترميز (Encoding) ودالة التقييم (Evaluation Function) ويكون ترميز الحلول باستخدام سلسلة من الارقام الثنائية (Binary Numbers) (0,1) وهو من افضل الحلول او استعمال رموزا اخرى كأرقام حقيقية وتسمى هذه الارقام كروموسومات [16;2011;p.1284].

اما دالة التقييم فتأخذ كل كروموسوم على جانب وتقييم ادائه في حل المشكلة بإعطائه قيمة معينة وكلما كانت هذه القيمة كبيرة كلما كان الكروموسوم ذات كفاءة عالية (Fitness Function) وتسمى دالة المفاضلة ثم تطبق عملية التهجين والطفرة للحصول في النهاية على مجموعة الكروموسومات التي تمثل الجيل الاخير وباختيار الافضل وصولا للحل الامثل وتنتهي عنده[22;2012;pp.1-2].

7-1 تطبيق مراحل الخوارزمية الجينية في انموذج الانحدار اللوجستي

(Application of the Stages of the Genetic Algorithm in the Logistic Regression Model)

نطبق مراحل الخوارزمية الجينية في معادلة دالة الهدف لكل طريقة لإيجاد تقديرات معلمات انموذج الانحدار اللوجستي وفقاً لما يأتي[22;2012;pp.3-4] , [14;2008;pp.1-7].

1- البداية: تكوين الكروموسوم من خلال قيم β_p التي تشكل جينات الكروموسوم حيث ان $(P = 0,1,\ldots,p)$ هي حدود عظمى ضمن الاعداد الحقيقة.

2- التهيئة: انشاء الجيل الابتدائي عن طريق ايجاد قيمة اولية للجينات مع القيم العشوائية لمجموعة القيود الاخرى.

3- في دالة الهدف يتم تقييم الكروموسوم من حيث الكفاءة وصولاً إلى الحل الأفضل بتحديد قيمة β_p.

4- اجراء عملية الاختيار للكروموسوم الذي يمتلك قيمة دالة هدف صغيرة باختيار الاحتمال الكبير لها وايجاد دالة التقييم له من خلال المعادلة التالية :

$$fitness\ function = \frac{1}{1 + \text{objective } function} \quad \ldots(29)$$

$fitness\ function$: تمثل دالة التقييم. ; objective $function$:تمثل دالة الهدف.

ومن خلال معادلة دالة التقييم نستطيع ايجاد احتمالية هذه الدالة (افضل القيم) حسب الصيغة الرياضية الآتية[9;2015;p.777]:

$$C_{(i)} = \frac{f_{(i)}}{\sum_{i=1}^{N} f_{(i)}} \quad \dots (30)$$

$C_{(i)}$: تمثل احتمالية الفرد (الكروموسوم) i. ; $f_{(i)}$:تمثل دالة التقييم للفرد. ; N : يمثل حجم المجتمع

وباستخدام احد معايير الاختيار (roulette wheel)عجلة الروليت بتوليد رقم عشوائي $R_{(c)}$ محصور في المجال [1,0] فاذا كان $R_{(c)} < C_{(1)}$ سوف يتم اختيار الكروموسوم الاول (كالأم) او يتم الاختيار بحيث يكون الاحتمال محصور وفق $R_{(c)} < C_{(p)} < C_{(p-1)}$ او يكون الرقم العشوائي محصور وفق $C_{(p-1)} < R_{(c)} < C_{(p)}$ وفي كل مرة يتم تحديد كروموسوم واحد للمجتمع الجديد بالاعتماد على دالة المفاضلة.

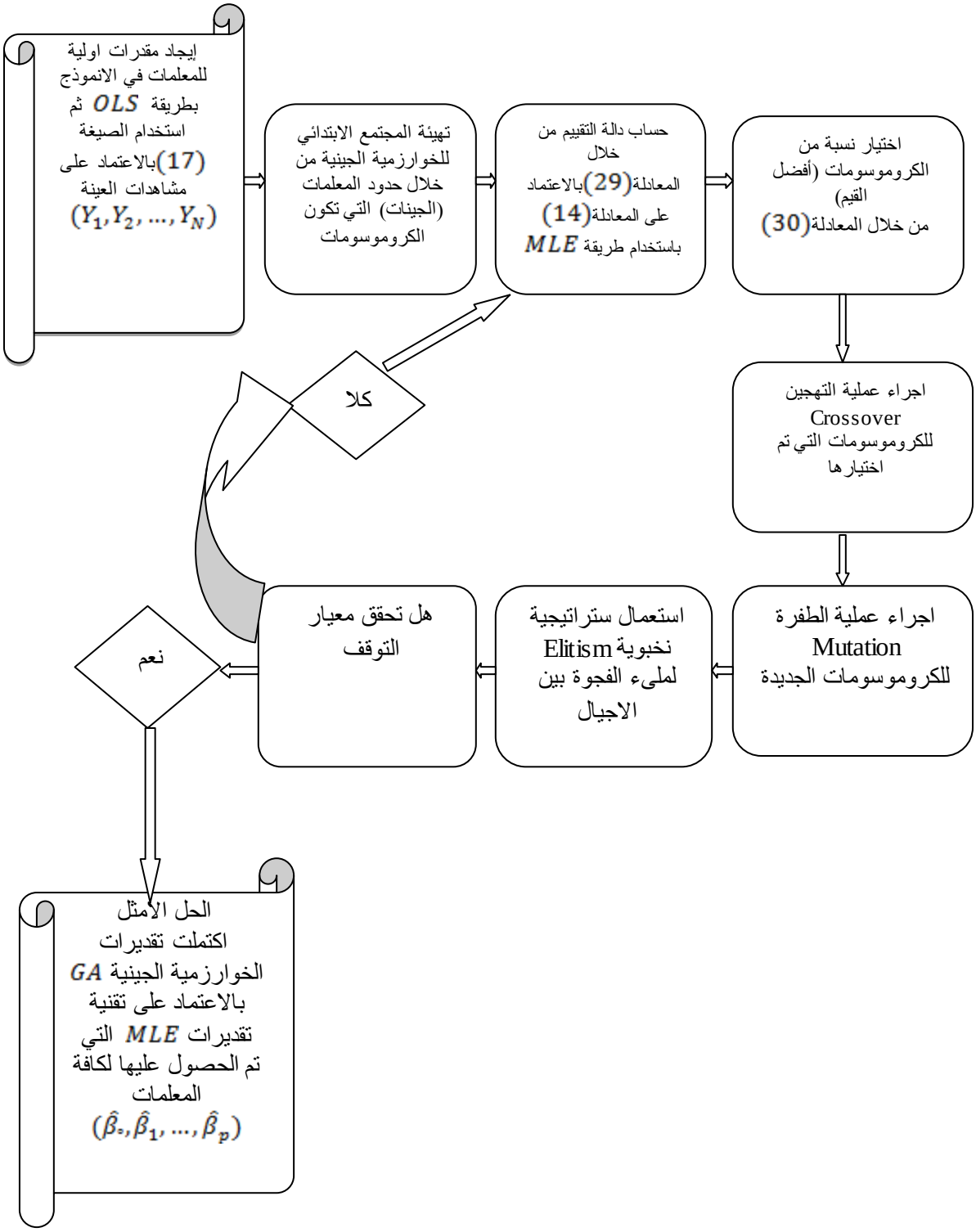
5- بعد اتمام عملية الاختيار تأتي بعدها عملية التهجين للكروموسومات الجيدة في صفاتها عن طريق التزاوج بين كل كروموسومين وبتطبيق احد معاييره وهو التهجين المنظم بالاعتماد على احتمالية التهجين P_c وتقارن هذه القيمة مع قيمة الجينات للكروموسومين (الاباء) لتكونين الجيل الجديد(الابناء)ويحدث التبادل عندما تكون قيمة الجين اكبر او تساوي القيمة الاحتمالية[13;2008;p.505].

6-آخر خطوة ممكن ان تمر بها الكروموسومات هي عملية الطفرة وايضاً تعتمد على مقدار احتمالي (P_m) للمعلمات باستبدال جينات منتقاة عشوائياً مع قيمة جديدة ايضاً حصلنا عليها بشكل عشوائي[8;1991;p.89]

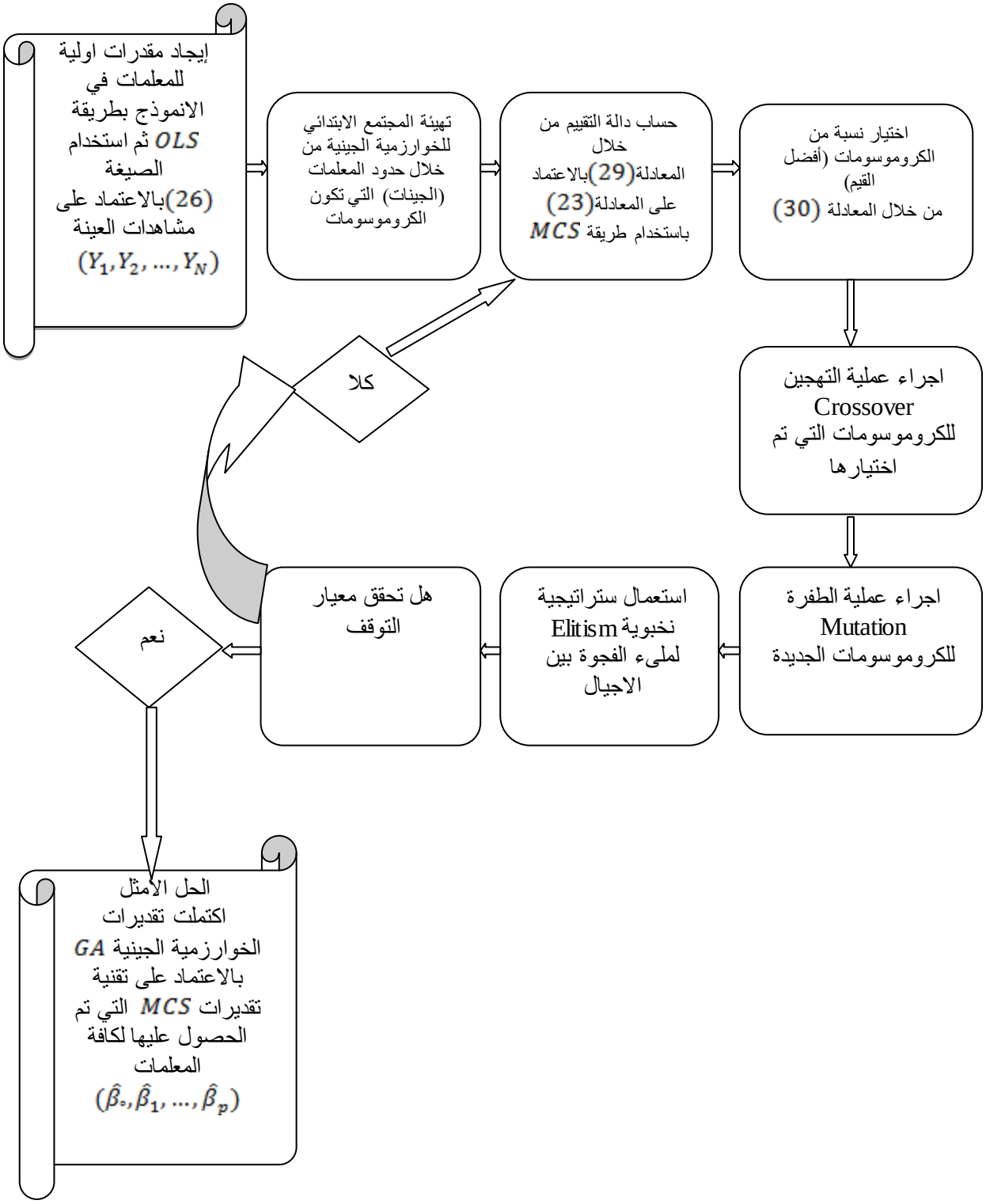
بتطبيق المعادلة: مجموع الجينات = عدد الجينات في الكروموسوم * مجموع السكان ...(31)

وان المخططات التالية (1)،(2) تمثل تطبيق مراحل الخوارزمية الجينية في انموذج الانحدار اللوجستي وفق الطرائق (MCS, MLE) على التوالي التي عرضناها في البحث.

الشكل (1) يمثل المخطط الانسيابي للخوارزمية الجينية بالاعتماد على تقنية تقديرات MLE



الشكل (2) يمثل المخطط الانسيابي للخوارزمية الجينية بالاعتماد على تقنية تقديرات MCS



8-1 المحاكاة (Simulation)

يمكن استعمال اسلوب المحاكاة لإجراء مقارنة ما بين طرائق التقدير المدروسة أو المقترحة في البحث، من خلال المؤشر الاحصائي متوسط مربعات الخطأ للتوصل الى الطريقة الأفضل، وهذا هو المحور الذي انصب عليه اهتمامنا، إذ تم صياغة أنموذج محاكاة يحاكي العديد من الحالات المفترضة التي من الممكن وجودها فعلا في الواقع العملي من حيث (عدد المشاهدات الكلية، وقيم المعلمات، وعدد المتغيرات التوضيحية) بغية تحقيق الهدف الأساس المتمثل في إيجاد أفضل الطرائق المدروسة لتقدير معلمات انموذج الانحدار اللوجستي الثنائي وذلك من خلال ما تبين من تأثر طرائق التقدير عندما يتغير حجم العينة (عدد المشاهدات الكلية) وايضا عندما يكون التغير في قيم معلمات الانموذج.

وتمت المقارنة بين طرائق التقدير الاعتيادية (MLE) و$(MCSE)$ وتحديد الافضل، اما المقارنة الاخرى فكانت بين طرائق التقدير المحسنة بالخوارزمية الجينية $(MLE.GA)$ و$(MCSE.GA)$ و تحديد الافضل,أن تكوين تجربة المحاكاة التي سيتم الحصول عليها تعتمد على عدد من المراحل ، والتي سوف يتم توضيحها في انموذج الانحدار اللوجستي الثنائي الذي تم تعريفه سابقا في معادلة (8).

9-1 مراحل بناء تجربة المحاكاة (Stages of Building Simulation Experiment)

ان بناء تجربة المحاكاة تتضمن اربع مراحل مهمة وهي كالآتي:

1-9-1 المرحلة الأولى- تحديد القيم الافتراضية:

في هذه المرحلة يتم تحديد القيم الافتراضية للمعلمة، وذلك من خلال انموذج الانحدار الخطي المتعدد من تقدير البيانات الحقيقية للبحث بطريقة OLS ومرة اخرى بطريقة Standardized وفيها يتم تحديد اربع احجام مختلفة للعينات، فتكون عدد المشاهدات $(N = 50,100,150,200)$ مشاهدة على التوالي،وتعد هذه المرحلة من أهم المراحل التي تعتمد عليها بقية مراحل المحاكاة ، وكما مبين في الجدول(1) :

جدول (1) القيم الافتراضية للمعلمات في انموذج الانحدار اللوجستي الثنائي

Para ..	β_0	β_1	β_2	β_3	β_4	β_5	β_6	β_7	β_8	β_9	β_{10}
OLS	−1.031	−0.073	0.095	−0.055	−0.000415	0.013	−0.002	0.816	−0.000039	0.001	0.004
Sta.	−1.031	−0.088	0.091	−0.046	−0.013	0.060	−0.004	0..803	−0.002	0..150	0.092

2-9-1 المرحلة الثانية-توليد البيانات:

في هذه المرحلة يتم توليد قيم المتغيرات التوضيحية وقيم متغير الاستجابة حيث تم توليد عشر متغيرات توضيحية كما في الجانب التطبيقي باستخدام اسلوب مونت كارلو وذلك من خلال التوزيع المنتظم $Uniform\ distribution$،اما في ما يتعلق بقيم متغير الاستجابة تحت افتراض انه يتبع توزيع برنولي[0,1]، يتم احتسابها وفق طريقة الرفض والقبول وكما يلي:

$$Y = \begin{cases} 1 & \text{if } \pi(X_i) > 0.5 \\ 0 & \text{if } \pi(X_i) < 0.5 \end{cases}$$

3-9-1 المرحلة الثالثة- إيجاد التقديرات

يتم في هذه المرحلة تقدير معلمات انموذج الانحدار اللوجستي الثنائي المعطى في الصيغة (8) وفق الطرائق الاعتيادية، وايضا وفق توظيف الخوارزمية الجينية مع طرائق التقدير الاعتيادية التي تم ذكرها في البحث، وهذه الطرائق هي:

A. طرائق التقدير الاعتيادية

1-طريقة تقديرات الامكان الاعظم (MLE).

2-طريقة تقديرات اصغر مربع كاي $(MCSE)$.

B. طرائق التقدير المحسنة

1-طريقة الخوارزمية الجينية بالاعتماد على تقنية تقديرات الامكان الاعظم $(MLE.GA)$.

2-طريقة الخوارزمية الجينية بالاعتماد على تقنية تقديرات تصغير مربع كاي $(MCSE.GA)$.

4-9-1 المرحلة الرابعة- المقارنة بين طرائق التقدير:

يتم في هذه المرحلة المقارنة ما بين طرائق تقدير معلمات انموذج الانحدار اللوجستي الثنائي والتي تكون على اساس (الاعتيادية مع المحسنة والاعتيادية من هي الافضل والمحسنة من هي الافضل) لكافة الطرائق قيد البحث، وذلك باستعمال احد المعايير الاحصائية المهمة وهو متوسط مربعات الخطأ لمقدرات الانموذج المدروس، والهدف الذي يراد تحقيقه هو الحصول على المقدر $[(\hat{Y}_i) = \hat{\pi}(X_i)]$ حسب صيغة المعادلة الاتية[15;2002;p.19]:

$$MSE = \frac{1}{R}\sum_{i=1}^{R} MSE_i = \frac{1}{R}\sum_{i=1}^{R}\left[\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(Y_i - \hat{Y}_i)^2\right] \quad \dots(32)$$

R : يمثل عدد مرات تكرار التجربة، وقد تم تكرار تجربة المحاكاة عدد $R = 1000$ للحصول على نتائج الجانب التجريبي.

جدول (2) متوسط مربعات الخطأ (MSE) لمقدرات انموذج الانحدار اللوجستي الثنائي في الحالة الاولى للمعلمات باستعمال الطرائق (Mle و Mcs)الاعتيادية والجينية ومختلف احجام العينات

Sample size	Methods	Classic	Genetic	Best
50	Mle	0.231229552871543	0.005659256776011	Genetic
	Mcs	0.215989821797131	0.000970068091206	Genetic
100	Mle	0.195214313074604	0.002374785723625	Genetic
	Mcs	0.155371787851206	0.000468182866024	Genetic
150	Mle	0.010072144667444	0.002319596320434	Genetic
	Mcs	0.038498319485976	0.000312568716347	Genetic
200	Mle	0.105158079021595	0.001984539745217	Genetic
	Mcs	0.073204095012192	0.000241971930941	Genetic
	Best	Mcs	Mcs.GA	

في الجدول رقم (2)عند احجام العينات $(N = 50,100,150,200)$ نلاحظ تفوق طريقة الامكان الأعظم المحسنة $(Mle.GA)$ على طريقة الامكان الأعظم الاعتيادية (Mle) و طريقة تصغير مربع كاي المحسنة $(Mcs.GA)$ على طريقة تصغير مربع كاي الاعتيادية (Mcs) في تقدير المعلمات من حيث امتلاكها اقل (MSE) للمقدرات، وايضا نميز ان طريقة$(Mcs.GA)$ قد احتلت المرتبة الأولى للأفضلية في تقدير المعلمات من حيث امتلاكها اقل (MSE) للمقدرات مقارنة بطريقة $(Mle.GA)$ بالنسبة للطرائق الجينية وتصدرت طريقة (Mcs) المرتبة الاولى مقارنة بطريقة(Mle) بالنسبة للطرائق الاعتيادية وذلك لكافة القيم الافتراضية للمعلمات والانموذج الاول الذي تم افتراضه.

جدول (3) متوسط مربعات الخطأ (MSE) لمقدرات انموذج الانحدار اللوجستي الثنائي في الحالة الثانية للمعلمات باستعمال الطرائق(Mle و Mcs)الاعتيادية والجينية ومختلف احجام العينات

Sample size	Methods	Classic	Genetic	Best
50	Mle	0.135106928071695	0.005582329026557	Genetic
	Mcs	0.090487296781982	0.000989744128643	Genetic
100	Mle	0.183950622761129	0.002338797164337	Genetic
	Mcs	0.139472754614625	0.000497968581145	Genetic
150	Mle	0.102916386500496	0.002237460217365	Genetic
	Mcs	0.073973528994289	0.000332468599320	Genetic
200	Mle	0.124285386959490	0.001934958542496	Genetic
	Mcs	0.093994577706719	0.000249435210068	Genetic
	Best	Mcs	Mcs.GA	

في الجدول رقم (3)عند احجام العينات $(N = 50,100,150,200)$ نلاحظ تفوق طريقة الامكان الأعظم المحسنة $(Mle.GA)$ على طريقة الامكان الأعظم الاعتيادية (Mle) و طريقة تصغير مربع كاي المحسنة $(Mcs.GA)$ على طريقة تصغير مربع كاي الاعتيادية (Mcs) في تقدير المعلمات من حيث امتلاكها اقل (MSE) للمقدرات، وايضا نميز ان طريقة$(Mcs.GA)$ قد احتلت المرتبة الأولى للأفضلية في تقدير المعلمات من حيث امتلاكها اقل (MSE) للمقدرات مقارنة بطريقة $(Mle.GA)$ بالنسبة للطرائق الجينية وتصدرت طريقة (Mcs) المرتبة الاولى مقارنة بطريقة(Mle) بالنسبة للطرائق الاعتيادية وذلك لكافة القيم الافتراضية للمعلمات والانموذج الثاني الذي تم افتراضه.

10-1 وصف البيانات

اعتمدت الدراسة على الاحصاءات الطبية لمحافظة ذي قار لسنة2016 م الصادرة من مركز امراض القلب لـ(110) شخص مريض بالقلب وتم استخدام احدى عشر متغير منها متغير واحد تابع(متغير الاستجابة والذي يأخذ قيمتين هما الصفر لاحتمال عدم حدوث الوفاة والواحد الصحيح لاحتمال حدوث الوفاة وعشرة متغيرات توضيحية، تم تعريف كل متغير في الجدول(4) حيث اخذت المتغيرات الاتية:

جدول (4) تعريف المتغيرات التوضيحية ومتغير الاستجابة

رمز المتغير	تمثيل المتغير	القيم التي يأخذها	تمثيل كل قيمة
Y	متغير الاستجابة	0	احتمال عدم حدوث الوفاة
		1	احتمال حدوث الوفاة
X_1	متغير وصفي يمثل نوع الردهة التي يرقد بها المريض	1	ردهة القلب المفتوح
		2	ردهة انعاش القلب
		3	ردهة القلب و الاوعية
		4	ردهة التمريض الخاص
X_2	متغير وصفي يمثل جنس المريض الراقد	1	ذكر
		2	انثى

X_3	متغير وصفي يمثل الحالة الزوجية	1	اعزب
		2	متزوج
		3	ارمل او ارملة مطلق او مطلقة
X_4	متغير كمي يمثل عمر المريض بالسنوات		
X_5	متغير وصفي يمثل نوع المرض الذي يعاني منه المريض الراقد	1	ذبحة صدرية
		2	احتشاء واعتلال عضلة القلب
		3	اضطرابات في توصيل الدم
		4	توقف او تسارع او رجفان القلب
		5	عجز القلب
		6	جلطة دماغية
		7	انسداد الشرايين
		8	اضطرابات في جهاز الدوران
		9	ونمة رئوية
		10	تشوهات خلقية ولادية
X_6	متغير وصفي يمثل التداخل الجراحي للمريض الراقد	1	عدم اجراء عملية
		2	اجراء عملية وسطى
		3	اجراء عملية كبرى
		4	اجراء عملية فوق الكبرى
X_7	متغير وصفي يمثل التدخين	1	مدخن
		2	غير مدخن
X_8	متغير كمي يمثل ضغط المريض		
X_9	متغير كمي يمثل سكر المريض		
X_{10}	متغير كمي يمثل وزن المريض		

جدول (5) المعلمات المقدرة وقيم الخطأ المعياري لكافة المتغيرات التوضيحية بطريقة $(Mcs.GA)$

Coeffi. Para. of Variables (Xi)	Estimator of Parameter ($\hat{\beta}_i$)	Error Standard $SE(\hat{\beta}_i)$	Ratio $(\hat{z})$ $\frac{\hat{\beta}_i}{SE(\hat{\beta}_i)}$	Signific.
β_0	-4.35763006967658	16.0595143437140	-0.271342580878372	Non-sig
β_1	-0.289810441734439	0.498757009846207	-0.581065400612219	Non-sig
β_2	0.338465641827383	0.560370005529038	0.604003851897538	Non-sig
β_3	-0.247076451451670	0.742557349011530	-0.332737197713511	Non-sig
β_4	-0.00590462410339408	0.0990339755267670	-0.0596222061367028	Non-sig
β_5	0.0526362472209598	0.249747027437004	0.210758253105682	Non-sig
β_6	0.0496411594287042	0.388458496016308	0.127790124138822	Non-sig
β_7	2.11351984839268	0.550704829928840	3.83784512778975	Sig
β_8	0.00583105067242122	0.0857054893811672	0.0680359066207320	Non-sig
β_9	0.000458356744008137	0.0397746063623089	0.0115238536827478	Non-sig
β_{10}	0.0218092350856305	0.120615630956456	0.180815993024188	Non-sig

تـتم معالجـة البيانـات التـي تعـاني مـن وجـود عشـر عوامـل تسـبب حالـة الوفـاة للأشـخاص الـذين يعـانون مـن امـراض القلـب بتطبيـق افضـل الطرائـق التـي تـم الحصـول عليهـا مـن نتـائج المحاكـاة وهـي $(Mcs.GA)$، حيـث نلاحـظ فـي الجـدول (5) تقـديرات المعلمـة وقـيم الخطـأ المعيـاري لكـل معلمـة مقـدرة بطريقـة تصـغير مربـع كـاي الجينيـة $(Mcs.GA)$ ،ان تقـدير المعلمـات ضـروري لاختبـار اهميـة التـأثير الكلـي علـى المتغيـرات التوضـيحية، مـن خـلال النتـائج التـي حصـلنا عليهـا نجـد نسـبة $(\hat{Z})$ التـي تتبـع التوزيـع الطبيعـي القياسـي وبمسـتوى دلالـة$(\alpha = 0.05)$وبمقارنتهـا مـع قيمـة(Z) الجدوليـة $Z_{\frac{1}{2}(0.05)} = 1.96$ نحصل على العوامل (المتغيرات المؤثرة وغير المؤثرة في الانموذج).

جدول (6) المعلمات المقدرة وقيم الخطأ المعياري للمتغيرات التوضيحية المؤثرة فقط(المعنوية) بطريقة$(Mcs.GA)$

Coeffi. Para. of Variables (Xi)	Estimator of Parameter ($\hat{\beta}_i$)	Error Standard $SE(\hat{\beta}_i)$	Ratio $(\hat{Z})$ $\frac{\hat{\beta}_i}{SE(\hat{\beta}_i)}$	Significance
β_7	2.11351984839268	0.550704829928840	3.83784512778975	Sig.

نلاحـظ فـي الجـدول (6) ان معامـل انحـدار متغيـر التـدخين $\hat{\beta}_7$ فقـط يكـون معنـوي ويـؤثر فـي الانمـوذج بشـكل كبيـر وتـم ازالـة المعلمـات المقـدرة $\hat{\beta}_0$ و $\hat{\beta}_1$و$\hat{\beta}_2$ و $\hat{\beta}_3$و$\hat{\beta}_4$ و $\hat{\beta}_5$و$\hat{\beta}_6$ و $\hat{\beta}_8$ و $\hat{\beta}_9$ و $\hat{\beta}_{10}$ لأنهـا لا تـؤثر علـى الانمـوذج المقـدر وكـان مـن الضـروري اعـادة تقـدير المعلمـات وقـيم الانحـراف المعيـاري ونسـبة $(\hat{Z})$ كمـا فـي جـدول (7) اي ان المتغيـرات (الردهـةX_{i1} والجـنسX_{i2} والحالـة الاجتماعيـةX_{i3} والعمـرX_{i4} وسـبب الرقـودX_{i5} ودرجـة العمليـةX_{i6} والضـغطX_{i8} والسـكرX_{i9} والـوزنX_{i10}) لـيس لهـا تـأثير علـى حالـة حـدوث الوفـاة بالنسـبة للمصـابين بـأمراض القلـب, ونلاحـظ ايضـا اشـارة معامـل انحـدار متغيـر التـدخين ($\hat{\beta}_7$) موجبـة وهـذا يعنـي ان كلمـا اقتـرب متغيـر التـدخين مـن القيمـة(0)غيـر مـدخن يتجـه متغيـر الاسـتجابة لأخـذ القيمـة(0) عـدم حـدوث الوفـاة ومـن خـلال القيمـة يتضـح انـه كلمـا زاد متغيـر التـدخين واقتـرب مـن القيمـة(1) أدى ذلـك الـى زيـادة احتمـال حـدوث الوفـاة بمعـدل(2.114)، ونحصـل علـى القـيم التقديريـة لأنمـوذج الانحـدار اللوجسـتي الثنـائي التـي تـم استخراجها حسب المعادلة الاتية:

$$\hat{\pi}(X) = \frac{e^{(\hat{\beta}_7 X_{i7})}}{1 + e^{(\hat{\beta}_7 X_{i7})}} = \frac{e^{(2.11351984839268 X_{i7})}}{1 + e^{(2.11351984839268 X_{i7})}} \qquad \dots (28)$$

جدول (7) تصنيف بيانات العينة باستخدام الانموذج المقدر بطريقة $(Mcs.GA)$

حالة المريض		التنبؤ: عدم حدوث الوفاة 0 $\hat{\pi} < 0.5$	التنبؤ: حدوث الوفاة 1 $\hat{\pi} \geq 0.5$	التنبؤ: المجموع
المشاهدة	عدم حدوث الوفاة Y=0	41	5	46
	حدوث الوفاة Y=1	1	63	64
	المجموع	42	68	110
دقة النموذج		89.1		
حساسية النموذج		98.4		
نسبة التصنيف الصحيح		94.5		

نلاحظ في الجدول (7) ان انموذج الانحدار اللوجستي قام بتصنيف المتغير المعنوي (X_7) من خلال ايجاد قيم انموذج الانحدار اللوجستي الثنائي حيث صنف الانموذج 41 مصاب من اصل 46 ممن لا توجد لديهم حالة الوفاة تصنيفا صحيحا، وبلغت نسبة التصنيف الصحيح لحالة عدم حدوث الوفاة 89% للمصابين بأمراض القلب، و صنف 63 مصاب من اصل 64 ممن حدثت معهم حالة الوفاة حيث بلغت نسبة التصنيف الصحيح لحالة حدوث الوفاة 98% من المصابين بأمراض القلب ويعزى ذلك الى حساسية طبيعة الدراسة (ما يتعلق بحالة حدوث الوفاة) اي انه يستطيع التنبؤ بطريقة صحيحة بناء على المتغيرات التوضيحية المدخلة فيه للذين يعانون من امراض القلب وحدثت معهم حالة الوفاة، وقد كانت نسبة التصنيف الصحيح بصورة عامة مرتفعة بلغت 95% دل ذلك على جودة الانموذج المقدر وتعتبر هذه النسبة مقبولة جدا ، اي ان نسبة الخطأ تساوي 5% تم تصنيفهم بصورة خاطئة، دل ذلك على جودة الانموذج المقدر.

11-1 الاستنتاجات (Conclusions)

بتطوير وتحسين استعمال الطرائق الاعتيادية(MLE)(MCS), من قبل الباحثة من خلال توظيف الخوارزمية الجينية في التقدير وهي($MLE.GA$),($MCS.GA$)، وبناءً على ما تم استخراجه من تجارب المحاكاة وما تم تحليله من نتائج في الجانب التطبيقي فقد تم التوصل الى الاستنتاجات الآتية:

1- تفوق طرائق التقدير المحسنة على طرائق التقدير الاعتيادية في تقدير المعلمات لأنموذج الانحدار اللوجستي الثنائي وذلك لكافة حجوم العينات التي تم افتراضها.

2- تفوقت طريقة التقدير الاعتيادية (MCS) على طريقة التقدير الاعتيادية(MLE) إذ حققت المرتبة الأولى من الأفضلية في تقدير المعلمات لانموذج الانحدار اللوجستي الثنائي وذلك لكافة حجوم العينات والنماذج.

3- تفوقت الطريقة المحسنة بالخوارزمية الجينية ($MCS.GA$) التي تم تطويرها من الباحثة على طريقة التقدير المحسنة($MLE.GA$) إذ حققت الأفضلية في تقدير المعلمات لأنموذج الانحدار اللوجستي الثنائي وذلك لكافة حجوم العينات ولكلا الأنموذجين المفترضين.

4- توصلنا الى انه عند احجام العينة ($N = 50,100,150,200$) بالنسبة للقيم الافتراضية للمعلمات والنماذج المفترضة في حالة الطرائق الاعتيادية (الامكان الاعظم وتصغير مربع كاي) وعند توظيف الخوارزمية الجينية في هذه الطرائق ولنفس النماذج المفترضة نلاحظ تفوق ($Mcs.GA$) وهي الأفضل، وهذا يدل على تحسن أداء طريقة مقدرات الانموذج اللوجستي الثنائي عند استعمال الخوارزمية الجينية في إيجاد افضل مقدر للمعلمة المجهولة.

5- تتناقص قيمة (MSE) لمقدرات الأنموذج اللوجستي باستعمال كافة طرائق التقدير الاعتيادية والمحسنة بازدياد حجم العينة، وهذا يطابق النظرية الاحصائية.

6- استعمال الطريقة الأفضل التي تم الحصول عليها من نتائج تجربة المحاكاة بالنسبة لطرائق التقدير الاعتيادية والمحسنة ($MCS.GA$) في تقدير معلمات الانموذج اللوجستي الثنائي لحالات حدوث الوفاة اذ يمكن اعادة بناء الانموذج من خلال المعلمات المقدرة ، فيتم التعبير عن حالة المريض بواسطة المعلمات المقدرة.

7- أشارت النتائج التي حصلنا عليها من اختبار(z)الى ان عامل التدخين هو الاكثر تأثيرا وبمعنوية اقل من 5% على متغير الاستجابة (حالة المصابين بأمراض القلب) باستخدام انموذج الانحدار اللوجستي الثنائي بطريقة ($MCS.GA$).

8- أثبتت الطريقة($MCS.GA$) ان متغير التدخين يعتبر أهم متغير لتحديد حالة حدوث الوفاة وهذا ما تم تأكيده من قبل الأطباء المتخصصين، وأشارت النتائج التي توصلنا اليها في دراستنا انها متفقة مع الدراسات السابقة في المتغيرات التوضيحية الاكثر تأثيرا على حالة المريض.

9- من خلال اختبار جدول التصنيف رقم (7) نجد ان نسبة التصنيف الصحيح بلغت باستخدام أنموذج الانحدار اللوجستي الثنائي المقدر بطريقة ($MCS.GA$) (94.5) , أي انه يمكن استعمال هذه الطريقة لتصنيف الحالات الجديدة للمرضى المصابين بأمراض القلب الى (حدوث وفاة ، عدم حدوث وفاة) اعتمادا على قيم المتغيرات التوضيحية لتلك الحالات.

10- من خلال البيانات الحقيقية التي تمثل المصابين بأمراض القلب من حيث حالات الوفيات الحقيقية والمقدرة، تم التوصل الى مدى ملائمة انموذج الانحدار اللوجستي الثنائي في نمذجة هذا النوع من البيانات، والذي كان واضحاً من خلال حالات الوفيات المقدرة في الجانب التطبيقي والتي لا يمكن تمييز الفرق بينها وبين حالات الوفيات الحقيقية، والذي يدل ايضاً على مدى دقة الطريقة المقترحة ($MCS.GA$) في تقدير معلمات هذا الأنموذج.

12-1 التوصيات

1- نوصي باستعمال طريقة ($MCS.GA$) لتقدير معلمات انموذج الانحدار اللوجستي الثنائي في حالة توزيع $Bernoulli$ للبيانات.

2- تطوير الطريقة التي تم عرضها من الباحثة لتقدير معلمات انموذج الانحدار اللوجستي المتعدد والترتيبي والذي يمكن استعماله لنمذجة البيانات في المجالات الطبية.

3- اجراء الطريقة التي تم عرضها باستخدام الخوارزمية الجينية في مجالات اخرى مثل الآلات التكنولوجية التي تنطبق عليها المواصفات المذكورة والتي يمكن للانموذج أن يمثلها او على البيانات الاجتماعية.

4- تحديث وتطوير قاعدة جمع البيانات على الكومبيوتر في المؤسسات الصحية من خلال استعمال انظمة برمجية حديثة بغية الحصول على بيانات حقيقية ونتائج اكثر دقة.

5- اقتراح استخدام خوارزميات تطورية اخرى مع الطرائق الاعتيادية الكلاسيكية كالطريقة التي تم استعمالها في البحث كخوارزمية مستعمرة النمل (Ant Colony Optimization(ACO)) و خوارزمية محاكاة التلدين ($Simulated\ Annealing\ Algorithm(SA)$) والمقارنة بينهم من خلال المعيار الاحصائي (MSE) للتوصل الى أفضل طريقة في التقدير.

المصادر

1. Agresti, A., (2002) , "Cartegorical Data Analysis",2th edition, Jhon Wiley & sons Inc , , Hoboken, New Jersey.

2. Akkus ,Ö. , Demir , E. , (2016), " Comparison Som Classical And Meta-Heuristic Optimazation Techniques in The Estimation Of The Logit Model Parameters", International Journal of Advanced Research, ISSN, pp.1026-1042.

3. Alrahamneh, A. & Hawamdeh, O. ,(2017) , "The Factors Affecting Eye Patients (Cataract) In Jordan by Using the Logistic Regression Model", Modern Applied Science, ISSN, pp. 38-42.

4. Cramer, J. S., (2003),"Logit Models From Economics and other fields", Cambridge University Press cape Town, New York, ISBN, pp.33-45.

5. Demir , E. , Akkus , Ö., (2015), " An Introductory Study on How the Genetic Algorithm Works in the Parameter Estimation of Binary Logit Model", International Journal of Sciences : Basic and Applied Research, ISSN , pp.162-180.

6. Gayou, O., & et al., (2008)," A genetic algorithm for variable selection in logistic regression analysis of radiotherapy treatment outcomes", American Association of Physicists in Medicine, pp. 5426 – 5433.

7. Gelfand, A., & Smith, A., (1990)," Sampling Based Approaches to Calculating Marginal Densities", JASA, pp. 398-409.

8. Goldberg, D. E., & Deb, K., (1991)," A Comparative Analysis of Selection Schemes Used in Genetic Algorithms ,Foundation of Genetic Algorithms", San Francisco: CA: Morgan Kaufmann, pp. 69-93.

9. Hadji, S. & et al. ,(2015)," Theoretical and experimental analysis of genetic algorithms based mppt for PV systems", EnergyProcedia,pp.772-787.

10. Hosmer, D., Lemeshow, S. ,Sturdivant , R. ,(2013)," Applied Logistic Regression", 3rd edition ,New York: willey http : // ihmsi.org.

11. Hussain, J. N., Nassir, A. J., (2015)," Cluster Analysis as a Strategy Of Grouping to Construct Goodness – Of – Fit Tests when the Continuous Covariates Present in the Logistic Regression Models", BJMCS, pp. 1-16.

12. Lee, K.H., Kim, K.W.,(2015),"Performance comparisons of particle swarm optimization and genetic algorithm for inverse surface radiation problem", International Journal of Heat and Mass Transfer, PP. 330-337.

13. Liu, H., Ong, C., (2008), "Variable selection in clustering for marketing segmentation using genetic algorithms", Expert Systems with Applications, pp. 502-510.

14. Mahdavi, I., Paydar, M., & et al. ,(2008)," Genetic alogorithm approach for solving acell formation problem in cellubar manufacturing", Expert systems with Applications, pp. 1-7.

15. Menard ,S.,(2002),"Applied Logistic Regression Analysis",2nd Edition Thousand Oaks Edition Thousand Oaks , CA : Sage Publications , Series Quantitative Applications in the Social Sciences , PP. 1 – 111.

16. Meng ,Q., Weng, J., (2011) , " Agenetic Algorithm approach Toassessing Work Zonecasualty Risk " , Safety Science ,49, pp. 1283-1288.
17. Misra, A. ,(2013)," Portfolio optimization of commercial Banks- An Application of Genetic Algorithm", European Journal of Business and management, ISSN, pp. 120-129.
18. Pasia, J., Hermosilla, A., & et al., (2005)," A useful tool for statistical estimation genetic algorilhm", Journal Of Statitical Computation and Simulation , (Nov. 2014) , pp. 237 – 251.
19. Raghupathikumar, D., & Raja, K., (2012)," genetic algorithm based scheduling of an input queued switch",International Journal Of Computer Applications, pp.37-42.
20. Rodriguez , G. ,(2007), "Logit Models for Binary Data" ,Chapter(3) ,Retrieved from, http://data.princeton.edu/wws509/notes/c3.pdf ,pp.1-50.
21. Sastry K., & Goldberg .D., (2005), "Genetic Algorithm",Retrieved fromInternet:www.citeseerx,ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=i0.1.1.61.6575&rep=rep &type=Pdf ,Jon 25, (May,2005).
22. Sefian , S., Benbouziane , M. ,(2012) ,"Portfolio Selection Using Genetic Algorithm" , MPRA , Journal of Applied Finance & Banking, pp.143-154.
23. Yoder, S. E., (2009)," An Investigation on the use and flcxibility of Genetic Algorithm for Logistic Regression", Clemson University , All Dissertations, pp. 1-77.

Comparison of some methods for estimating the parameters of the binary logistic regression model using the genetic algorithm with practical application

Abstract

Suffering the human because of pressure normal life of exposure to several types of heart disease as a result of due to different factors. Therefore, and in order to find out the case of a death whether or not, are to be modeled using binary logistic regression model

In this research used, one of the most important models of nonlinear regression models extensive use in the modeling of applications statistical, in terms of heart disease which is the binary logistic regression model. and then estimating the parameters of this model using the statistical estimation methods, another problem will be appears in estimating its parameters, as well as when the number parameters $(P+1)$, and to find estimate the parameters using the numerical methods, sometimes does not give optimum solution because it depends on the initial estimators.

Some standard methods have been proposed and employed after modifying them by using the genetic algorithm approach in estimation to suit the estimation of the parameters of this of nonlinear regression models, and then making a comparison between two types of the important estimation methods including the standard estimation methods which included the maximum likelihood method, minimum chi-square method, and improved estimation methods developed which by the researcher which included genetic algorithm method depending on the technique estimates MLE, genetic algorithm method depending on the technique estimates MCSE, to choose the best method of estimation by default values to estimate parameter multi-linear regression model a method ols and then convert values the real to standardized and different samples sizes during simulation and by using the statistical criteria Mean Squares Error (MSE) for estimators.

The (Mcs) method is found to be the best one in the first place one among the standard estimation methods, and $(\mathrm{Mcs.GA})$ method is the best among the important estimation methods for the purpose of estimating the parameters for binary logistic regression model because it has less (MSE) for estimators compared to other methods.

In the practical side of this study, this model has been used for modeling the own data infected heart disease and estimating the parameters using the $(\mathrm{Mcs.GA})$method, reached in it by comparing reasons for cases of occurrence death the real with reasons for cases of occurrence death for the estimated to the appropriate model in the modeling of this type of data and extraction the main cause of death is smoking and also the accuracy of the $(\mathrm{Mcs.GA})$ method in estimating the parameters of the model.

Keyword: **Minimum Chi-Square, Parameters, Genetic Algorithm, Newton-Raphson Algorithm.**