

مقارنة بعض خوارزميات الذكاء الاصطناعي مع طريقتي المربعات الصغرى اللاخطية وطريقة الامكان الاعظم لتقدير انموذج Ratkowsky باستخدام المحاكاة*

م.جاسم حسن لازم

jhlazem@gmail.com

الكلية التقنية الادارية - بغداد

أ.م.د.صباح منفي رضا

sabahmanfi@yahoo.com

جامعة بغداد - كلية الادارة والاقتصاد

المستخلص

في هذا البحث تمت دراسة احدى نماذج الانحدار اللاخطي وهو انموذج Ratkowsky. اذ تمتاز معلمات هذا النموذج بصعوبة الحصول على تقديرات لها كونها معلمات لاخطية. اذ تم اخذ طريقتين تقليديتين لتقدير هذه المعلمات وهما طريقة المربعات الصغرى اللاخطية وطريقة الامكان الاعظم. بالاضافة الى هاتين الطريقتين تم اخذ اثنتين من خوارزميات الذكاء الاصطناعي، وهما خوارزمية سرب الطيور والخوارزمية الجينية. ان هذه الخوارزميات استندت على نوعين من دوال fitness، الاولى دالة مجموع مربعات الخطأ والثانية دالة الامكان وباستخدام المحاكاة. اذ اظهرت النتائج تفوق خوارزمية سرب الطيور والمستندة على دالة مجموع مربعات الخطأ على باقي الطرائق. الكلمات الرئيسية: خوارزمية سرب الطيور، الخوارزمية الجينية، طريقة المربعات الصغرى اللاخطية، طريقة الامكان الاعظم، نموذج الانحدار اللاخطي، المحاكاة.

1. المقدمة وهدف البحث Introduction and aim of search

تحليل الانحدار هو اجراء احصائي يشرح العلاقة بين متغيرين او اكثر وهي تصف العلاقة بين نوعين من المتغيرات، المتغيرات المستقلة $x = (x_1, x_2, \dots, x_k)$ والمتغير التابع او متغير الاستجابة والذي يرمز له y والشكل العام لنموذج الانحدار :

$$y = f(x, \beta) + e_i \quad (1)$$

* بحث مسئل من اطروحة دكتوراه

يتكون متغير الاستجابة y من جزئين، الجزء الاول هو الجزء النظامي $f(x)$ وهو يعتمد على x ، اما الجزء الثاني وهو الجزء العشوائي وهو مستقل عن المتغيرات العشوائية x . نماذج الانحدار هي على نوعين، الاول هي نماذج الانحدار الخطية وهي دوال خطية لمعاملات غير معلومة اذ يتوزع e_i بصورة عامة توزيعا طبيعيا بوسط حسابي μ وتباين σ^2 . والثاني هي نماذج الانحدار اللاخطية وهي دوال لاخطية لمعاملات غير معلومة اذ يتوزع e_i توزيعا طبيعيا بوسط مساوي الى الصفر وتباين $[6].\sigma^2$

في هذا البحث تم اخذ نموذج الانحدار اللاخطي Ratkowsky Model وهو:

$$y_i = \frac{\beta_1}{1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_1)} + e_i \quad (2)$$

اذ ان: $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ هي معاملات النموذج.

ومن المعلوم ان نماذج الانحدار اللاخطية تمتاز بصعوبة الحصول على تقديرات لمعاملاتها لكون هذه المعاملات لاخطية لذلك هدف البحث هو الحصول على تقديرات لهذه المعاملات لانموذج Ratkowsky بطريقة المربعات الصغرى اللاخطية وطريقة الامكان الاعظم وبعض طرائق الذكاء الاصطناعي الا وهي الخوارزمية الجينية وخوارزمية سرب الطيور.

2. طريقة المربعات الصغرى اللاخطية Nonlinear least squares [4] method

الصيغة العامة لهذه الطريقة هي كما يلي:

$$\underline{\alpha}_{(k+1)} = \underline{\alpha}_{(k)} - (J_{(k)})^{-1} * \underline{f}_{(k)} \quad (3)$$

اذ ان:

K : عدد مرات التكرار

$\underline{\alpha}_{(k+1)}$: متجه من درجة $(P*1)$ اذ ان P تمثل عدد المعلمات المقدره.

$\underline{\alpha}_{(k)}$: متجه المعلمات الافتراضية اي ان عندما تكون $k=1$ فهذا يعني ان المتجه سيكون بالقيم الافتراضية الاولى او الابتدائية وعندما تكون $k=2$ اي ان $\underline{\alpha}_{(2)}$ فهذا يعني ان المتجه سيكون بالقيم الافتراضية الجديدة والتي هي قيم المعلمات المقدره في التكرار الثاني ($k=2$) في حالة عدم تحقق شرط التوقف للتكرار وهو:

$$|P_{(K+1)} - P_{(K)}| \leq 0.001$$

وهكذا كلما يستمر التكرار فان قيم متجه المعلمات الافتراضية سوف تتغير الى ان يتحقق الشرط او نتوقف عند قيمة معينة للمعلمات المقدره بحيث لا نستطيع الاستمرار بالتكرار بسبب محدد مصفوفة المعلمات المقدره يصل الى الصفر.

$J_{(k)}$: مصفوفة من المشتقات الجزئية ولتوضيح اكثر نفترض ان لدينا نموذج الانحدار اللاخطي التالي:

$$y_i = f(\underline{x}, \underline{\theta}) + e_i$$

ان هدف طريقة المربعات الصغرى هو تصغير $Q = \sum_{i=1}^n (y_i - f(x, \theta))^2$ الى اقل ما يمكن لذلك عند اشتقاق Q بالنسبة للمعلمات تنتج معادلات بعدد المعلمات في النموذج هي $Q_j, j = 1, 2, \dots, p$ لذلك عند ايجاد الصف الاول من مصفوفة $J_{(k)}$ يجب اشتقاق المعادلة Q_1 بالنسبة الى جميع المعلمات في النموذج وعند ايجاد الصف الثاني من المصفوفة $J_{(k)}$ يجب اشتقاق المعادلة Q_2 بالنسبة الى جميع المعلمات في النموذج وهكذا الى ان نصل الصف الاخير من مصفوفة $J_{(k)}$.

$f_{(k)}$: متجه عمودي من المعادلات Q_1, Q_2, \dots, Q_p بالقيم الافتراضية.

لذلك بالرجوع الى النموذج المستخدم في البحث صيغة (2) فان الاشتقاق الخاصة لهذا النموذج هي كما يلي:

$$s_2(\beta) = \sum_{i=1}^n (y_i - \frac{\beta_1}{1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i)})^2 \quad (4)$$

لذلك فان المشتقة $S_2(\beta)$ بالنسبة الى β_1 والى β_2 والى β_3 تكون على التوالي كالآتي:

$$Q_3 = \frac{\partial s_2(\beta)}{\partial \beta_1} = \sum_{i=1}^n \frac{y_i}{1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i)} - \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1}{(1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^2} \quad (5)$$

$$Q_4 = \frac{\partial s_2(\beta)}{\partial \beta_2} = \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1^2 \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i)}{(1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^3} - \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1 y_i \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i)}{(1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^2} \quad (6)$$

$$Q_5 = \frac{\partial s_2(\beta)}{\partial \beta_3} = \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1 x_i y_i \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i)}{(1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^2} - \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1^2 x_i \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i)}{(1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^3} \quad (7)$$

الان نشق المعادلة رقم (5) مرة بالنسبة β_1 ومرة بالنسبة β_2 ومرة بالنسبة β_3 وكما يلي:

$$\frac{\partial Q_3}{\partial \beta_1} = - \sum_{i=1}^n \frac{1}{(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^2} \tag{8}$$

$$\frac{\partial Q_3}{\partial \beta_2} = \sum_{i=1}^n \frac{2\beta_1 \exp(\beta_2-\beta_3x_i)}{(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^3} - \sum_{i=1}^n \frac{y_i \exp(\beta_2-\beta_3x_i)}{(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^2} \tag{9}$$

$$\frac{\partial Q_3}{\partial \beta_3} = \sum_{i=1}^n \frac{x_i y_i \exp(\beta_2-\beta_3x_i)}{(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^2} - \sum_{i=1}^n \frac{2\beta_1 x_i \exp(\beta_2-\beta_3x_i)}{(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^3} \tag{10}$$

الان نشق المعادلة رقم (6) مرة بالنسبة β_1 ومرة بالنسبة β_2 ومرة بالنسبة β_3 وكما يلي:

$$\frac{\partial Q_4}{\partial \beta_1} = \sum_{i=1}^n \frac{2\beta_1 \exp(\beta_2-\beta_3x_i)}{(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^3} - \sum_{i=1}^n \frac{y_i \exp(\beta_2-\beta_3x_i)}{(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^2} \tag{11}$$

$$\frac{\partial Q_4}{\partial \beta_2} = \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1^2 \exp(\beta_2-\beta_3x_i)}{(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^3} - 3 \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1^2 \exp(2\beta_2-2\beta_3x_i)}{(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^4} + 2 \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1 y_i \exp(2\beta_2-2\beta_3x_i)}{(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^3} - \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1 y_i \exp(\beta_2-\beta_3x_i)}{(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^2} \tag{12}$$

$$\frac{\partial Q_4}{\partial \beta_3} = 3 \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1^2 x_i \exp(2\beta_2-2\beta_3x_i)}{(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^4} - \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1^2 x_i \exp(\beta_2-\beta_3x_i)}{(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^3} + \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1 x_i y_i \exp(\beta_2-\beta_3x_i)}{(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^2} + 2 \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1 x_i y_i \exp(2\beta_2-2\beta_3x_i)}{(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^3} \tag{13}$$

الان نشق المعادلة رقم (7) مرة بالنسبة β_1 ومرة بالنسبة β_2 ومرة بالنسبة β_3 وكما يلي:

$$\frac{\partial Q_5}{\partial \beta_1} = \sum_{i=1}^n \frac{x_i y_i \exp(\beta_2-\beta_3x_i)}{(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^2} - \sum_{i=1}^n \frac{2\beta_1 x_i \exp(\beta_2-\beta_3x_i)}{(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^3} \tag{14}$$

$$\frac{\partial Q_5}{\partial \beta_2} = 3 \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1^2 x_i \exp(2\beta_2-2\beta_3x_i)}{(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^4} - \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1^2 x_i \exp(\beta_2-\beta_3x_i)}{(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^3} + \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1 x_i y_i \exp(\beta_2-\beta_3x_i)}{(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^2} + 2 \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1 x_i y_i \exp(2\beta_2-2\beta_3x_i)}{(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^3} \tag{15}$$

$$\frac{\partial Q_5}{\partial \beta_3} = \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1^2 x_i^2 \exp(\beta_2-\beta_3x_i)}{(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^3} - 3 \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1^2 x_i^2 \exp(2\beta_2-2\beta_3x_i)}{(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^4} - \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1 x_i^2 y_i \exp(\beta_2-\beta_3x_i)}{(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^2} + 2 \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1 x_i^2 y_i \exp(2\beta_2-2\beta_3x_i)}{(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^3} \tag{16}$$

لذلك المعادلة (3) بالنسبة لنموذج Ratkowsky تصبح على الشكل التالي:

$$\begin{pmatrix} \hat{\beta}_1 \\ \hat{\beta}_2 \\ \hat{\beta}_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \beta_{10} \\ \beta_{20} \\ \beta_{30} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{\partial Q_3}{\partial \beta_1} & \frac{\partial Q_3}{\partial \beta_2} & \frac{\partial Q_3}{\partial \beta_3} \\ \frac{\partial Q_4}{\partial \beta_1} & \frac{\partial Q_4}{\partial \beta_2} & \frac{\partial Q_4}{\partial \beta_3} \\ \frac{\partial Q_5}{\partial \beta_1} & \frac{\partial Q_5}{\partial \beta_2} & \frac{\partial Q_5}{\partial \beta_3} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{\partial S_2(\beta)}{\partial \beta_1} \\ \frac{\partial S_2(\beta)}{\partial \beta_2} \\ \frac{\partial S_2(\beta)}{\partial \beta_3} \end{pmatrix} \tag{17}$$

اذ ان:

$$\text{متجه المعلمات الافتراضية: } \begin{pmatrix} \beta_{10} \\ \beta_{20} \\ \beta_{30} \end{pmatrix}$$

مصفوفة تمثلها المعادلات اعلاه من المعادلة 8 الى المعادلة 16

$$\begin{pmatrix} \frac{\partial Q_3}{\partial \beta_1} & \frac{\partial Q_3}{\partial \beta_2} & \frac{\partial Q_3}{\partial \beta_3} \\ \frac{\partial Q_4}{\partial \beta_1} & \frac{\partial Q_4}{\partial \beta_2} & \frac{\partial Q_4}{\partial \beta_3} \\ \frac{\partial Q_5}{\partial \beta_1} & \frac{\partial Q_5}{\partial \beta_2} & \frac{\partial Q_5}{\partial \beta_3} \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} \frac{\partial S_2(\beta)}{\partial \beta_1} \\ \frac{\partial S_2(\beta)}{\partial \beta_2} \\ \frac{\partial S_2(\beta)}{\partial \beta_3} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^n \frac{y_i}{1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i)} - \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1}{(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^2} \\ \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1^2 \exp(\beta_2-\beta_3x_i)}{(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^3} - \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1 y_i \exp(\beta_2-\beta_3x_i)}{(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^2} \\ \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1 x_i y_i \exp(\beta_2-\beta_3x_i)}{(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^2} - \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1^2 x_i \exp(\beta_2-\beta_3x_i)}{(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^3} \end{pmatrix}$$

3. طريقة الامكان الاعظم [4] Maximum likelihood method

والصيغة العامة لهذه الطريقة هي نفس الصيغة (3) وباختلاف يتم توضيحه بشكل التالي:

ان الصيغة العامة لدالة الامكان هي كما يلي:

$$L = (2\pi\sigma^2)^{-\frac{n}{2}} e^{-\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i, \theta))^2}{2\sigma^2}} \tag{18}$$

وبأدخال ln على دالة الامكان ينتج المعادلة التالية:

$$\ln L = -\frac{n}{2} \ln 2\pi - \frac{n}{2} \ln \sigma^2 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i, \theta))^2}{2\sigma^2} \tag{19}$$

وباشتقاق المعادلة (19) بالنسبة الى المعلمة الاولى ينتج المعادلة الاولى A_1 ، وباشتقاق المعادلة (19) بالنسبة الى المعلمة الثانية ينتج المعادلة الثانية A_2 ، وهكذا يتم الاشتقاق المعادلة (19) بالنسبة الى باقي المعلمات، ولايجاد $J(k)$ يتم الاشتقاق المعادلة A_1 مرة بالنسبة للمعلمة الاولى ومرة بالنسبة للمعلمة الثانية، وهكذا نشق المعادلة الى اخر معلمة، فينتج الصف الاول من المصفوفة $J(k)$ ، اما الصف الثاني فينفس الطريقة ولكن للمعادلة A_2 فينتج الصف الثاني من مصفوفة $J(k)$ ، وهكذا وصولا الى اخر صف من هذه المصفوفة.

ومن الجدير بالذكر عند تعظيم دالة الامكان L يجب ان تكون $\sum_{i=1}^n (y_i - f(x, \theta))^2$ اقل ما يمكن، لذلك فان القيم الافتراضية لهذه الطريقة هي القيم التقديرية لطريقة المربعات الصغرى اللاخطية. اما تقدير المعلمات للنموذج بطريقة الامكان الاعظم فتكون كما يلي:

$$\ln L = -\frac{n}{2} \ln 2\pi - \frac{n}{2} \ln \sigma^2 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \frac{\beta_1}{1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i)})^2}{2\sigma^2} \quad (20)$$

لذلك عند اشتقاق المعادلة (20) بالنسبة للمعلمات $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \sigma^2$ ستكون المعادلات بالشكل التالي:

$$A_4 = \frac{\partial \ln L}{\partial \beta_1} = \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1}{\sigma^2 (1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^2} - \sum_{i=1}^n \frac{y_i}{\sigma^2 (1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))} \quad (21)$$

$$A_5 = \frac{\partial \ln L}{\partial \beta_2} = \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1 y_i \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i)}{\sigma^2 (1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^2} - \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1^2 \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i)}{\sigma^2 (1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^3} \quad (22)$$

$$A_6 = \frac{\partial \ln L}{\partial \beta_3} = \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1^2 x_i \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i)}{\sigma^2 (1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^3} - \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1 x_i y_i \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i)}{\sigma^2 (1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^2} \quad (23)$$

$$A_7 = \frac{\partial \ln L}{\partial \sigma^2} = \frac{n}{2\sigma^2} - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \frac{\beta_1}{1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i)})^2}{2\sigma^4} \quad (24)$$

فلايجاد مصفوفة الجاكوبيين Jacobian matrix اولا نشق المعادلة (21) بالنسبة الى المعلمات $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \sigma^2$ وكما يلي:

$$\frac{\partial A_4}{\partial \beta_1} = \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma^2 (1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^2} \quad (25)$$

$$\frac{\partial A_4}{\partial \beta_2} = \sum_{i=1}^n \frac{y_i \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i)}{\sigma^2 (1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^2} - \sum_{i=1}^n \frac{2\beta_1 \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i)}{\sigma^2 (1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^3} \quad (26)$$

$$\frac{\partial A_4}{\partial \beta_3} = \sum_{i=1}^n \frac{2\beta_1 \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i)}{\sigma^2 (1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^3} - \sum_{i=1}^n \frac{x_i y_i \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i)}{\sigma^2 (1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^2} \quad (27)$$

$$\frac{\partial A_4}{\partial \sigma^2} = \sum_{i=1}^n \frac{y_i}{\sigma^4 (1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))} - \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1}{\sigma^4 (1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^2} \quad (28)$$

ثانيا نشق المعادلة (22) بالنسبة الى المعلمات $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \sigma^2$ وكما يلي:

$$\frac{\partial A_5}{\partial \beta_1} = \sum_{i=1}^n \frac{y_i \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i)}{\sigma^2 (1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^2} - \sum_{i=1}^n \frac{2\beta_1 \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i)}{\sigma^2 (1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^3} \quad (29)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial A_5}{\partial \beta_2} &= \sum_{i=1}^n \frac{3\beta_1^2 \exp(2\beta_2 - 2\beta_3 x_i)}{\sigma^2 (1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^4} - \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1^2 \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i)}{\sigma^2 (1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^3} + \\ &\sum_{i=1}^n \frac{\beta_1 y_i \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i)}{\sigma^2 (1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^2} - \sum_{i=1}^n \frac{2\beta_1 y_i \exp(2\beta_2 - 2\beta_3 x_i)}{\sigma^2 (1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^3} \end{aligned} \quad (30)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial A_5}{\partial \beta_3} &= \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1^2 x_i \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i)}{\sigma^2 (1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^3} - \sum_{i=1}^n \frac{3\beta_1^2 x_i \exp(2\beta_2 - 2\beta_3 x_i)}{\sigma^2 (1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^4} - \\ &\sum_{i=1}^n \frac{\beta_1 x_i y_i \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i)}{\sigma^2 (1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^2} + \sum_{i=1}^n \frac{2\beta_1 x_i y_i \exp(2\beta_2 - 2\beta_3 x_i)}{\sigma^2 (1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^3} \end{aligned} \quad (31)$$

$$\frac{\partial A_5}{\partial \sigma^2} = \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1^2 \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i)}{\sigma^4 (1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^3} - \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1 y_i \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i)}{\sigma^4 (1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^2} \quad (32)$$

ثالثا اشتقاق المعادلة (23) بالنسبة الى المعلمات $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \sigma^2$ وكما يلي:

$$\frac{\partial A_6}{\partial \beta_1} = \sum_{i=1}^n \frac{2\beta_1 \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i)}{\sigma^2 (1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^3} - \sum_{i=1}^n \frac{x_i y_i \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i)}{\sigma^2 (1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^2} \quad (33)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial A_6}{\partial \beta_2} &= \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1^2 x_i \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i)}{\sigma^2 (1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^3} - \sum_{i=1}^n \frac{3\beta_1^2 x_i \exp(2\beta_2 - 2\beta_3 x_i)}{\sigma^2 (1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^4} - \\ &\sum_{i=1}^n \frac{\beta_1 x_i y_i \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i)}{\sigma^2 (1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^2} + \sum_{i=1}^n \frac{2\beta_1 x_i y_i \exp(2\beta_2 - 2\beta_3 x_i)}{\sigma^2 (1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^3} \end{aligned} \quad (34)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial A_6}{\partial \beta_3} &= \sum_{i=1}^n \frac{3\beta_1^2 x_i^2 \exp(2\beta_2 - 2\beta_3 x_i)}{\sigma^2 (1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^4} - \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1^2 x_i^2 \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i)}{\sigma^2 (1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^3} + \\ &\sum_{i=1}^n \frac{\beta_1 x_i^2 y_i \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i)}{\sigma^2 (1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^2} - \sum_{i=1}^n \frac{2\beta_1 x_i^2 y_i \exp(2\beta_2 - 2\beta_3 x_i)}{\sigma^2 (1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^3} \end{aligned} \quad (35)$$

$$\frac{\partial A_6}{\partial \sigma^2} = \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1 x_i y_i \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i)}{\sigma^4 (1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^2} - \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1^2 x_i \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i)}{\sigma^4 (1 + \exp(\beta_2 - \beta_3 x_i))^3} \quad (36)$$

رابعا اشتقاق المعادلة (24) بالنسبة الى المعلمات $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \sigma^2$ وكما يلي:

$$\frac{\partial A_7}{\partial \beta_1} = \sum_{i=1}^n \frac{y_i}{\sigma^4(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))} - \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1}{\sigma^4(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^2} \tag{37}$$

$$\frac{\partial A_7}{\partial \beta_2} = \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1^2 \exp(\beta_2-\beta_3x_i)}{\sigma^4(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^3} - \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1 y_i \exp(\beta_2-\beta_3x_i)}{\sigma^4(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^2} \tag{38}$$

$$\frac{\partial A_7}{\partial \beta_3} = \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1 x_i y_i \exp(\beta_2-\beta_3x_i)}{\sigma^4(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^2} - \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1^2 x_i \exp(\beta_2-\beta_3x_i)}{\sigma^4(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^3} \tag{39}$$

$$\frac{\partial A_7}{\partial \sigma^2} = \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma^6} \left(y_i - \frac{\beta_1}{(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))} \right)^2 - \frac{n}{2\sigma^4} \tag{40}$$

لذلك فان المعادلة (3) لهذه الطريقة للنموذج الثاني تكون على النحو التالي:

$$\begin{pmatrix} \hat{\beta}_{1ml} \\ \hat{\beta}_{2ml} \\ \hat{\beta}_{3ml} \\ \hat{\sigma}_{ml}^2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \beta_{10} \\ \beta_{20} \\ \beta_{30} \\ \sigma_0^2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{\partial A_4}{\partial \beta_1} & \frac{\partial A_4}{\partial \beta_2} & \frac{\partial A_4}{\partial \beta_3} & \frac{\partial A_4}{\partial \sigma^2} \\ \frac{\partial A_5}{\partial \beta_1} & \frac{\partial A_5}{\partial \beta_2} & \frac{\partial A_5}{\partial \beta_3} & \frac{\partial A_5}{\partial \sigma^2} \\ \frac{\partial A_6}{\partial \beta_1} & \frac{\partial A_6}{\partial \beta_2} & \frac{\partial A_6}{\partial \beta_3} & \frac{\partial A_6}{\partial \sigma^2} \\ \frac{\partial A_7}{\partial \beta_1} & \frac{\partial A_7}{\partial \beta_2} & \frac{\partial A_7}{\partial \beta_3} & \frac{\partial A_7}{\partial \sigma^2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{\partial \ln L}{\partial \beta_1} \\ \frac{\partial \ln L}{\partial \beta_2} \\ \frac{\partial \ln L}{\partial \beta_3} \\ \frac{\partial \ln L}{\partial \sigma^2} \end{pmatrix} \tag{41}$$

اذ ان:

$$\begin{pmatrix} \beta_{10} \\ \beta_{20} \\ \beta_{30} \\ \sigma_0^2 \end{pmatrix} \text{ يمثل متجه المعلمات الافتراضية.}$$

مصفوفة تمثلها المعادلات من المعادلة 25 الى المعادلة 40

$$\begin{pmatrix} \frac{\partial A_4}{\partial \beta_1} & \frac{\partial A_4}{\partial \beta_2} & \frac{\partial A_4}{\partial \beta_3} & \frac{\partial A_4}{\partial \sigma^2} \\ \frac{\partial A_5}{\partial \beta_1} & \frac{\partial A_5}{\partial \beta_2} & \frac{\partial A_5}{\partial \beta_3} & \frac{\partial A_5}{\partial \sigma^2} \\ \frac{\partial A_6}{\partial \beta_1} & \frac{\partial A_6}{\partial \beta_2} & \frac{\partial A_6}{\partial \beta_3} & \frac{\partial A_6}{\partial \sigma^2} \\ \frac{\partial A_7}{\partial \beta_1} & \frac{\partial A_7}{\partial \beta_2} & \frac{\partial A_7}{\partial \beta_3} & \frac{\partial A_7}{\partial \sigma^2} \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} \frac{\partial \ln L}{\partial \beta_1} \\ \frac{\partial \ln L}{\partial \beta_2} \\ \frac{\partial \ln L}{\partial \beta_3} \\ \frac{\partial \ln L}{\partial \sigma^2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1}{\sigma^2(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^2} - \sum_{i=1}^n \frac{y_i}{\sigma^2(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))} \\ \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1 y_i \exp(\beta_2-\beta_3x_i)}{\sigma^2(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^2} - \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1^2 \exp(\beta_2-\beta_3x_i)}{\sigma^2(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^3} \\ \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1^2 x_i \exp(\beta_2-\beta_3x_i)}{\sigma^2(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^3} - \sum_{i=1}^n \frac{\beta_1 x_i y_i \exp(\beta_2-\beta_3x_i)}{\sigma^2(1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i))^2} \\ \frac{n}{2\sigma^2} - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \frac{\beta_1}{1+\exp(\beta_2-\beta_3x_i)})^2}{2\sigma^4} \end{pmatrix}$$

هي قيم الافتراضية اذ ان هذه القيم تعوض في المتجه اعلاه. $\beta_{10}, \beta_{20}, \beta_{30}, \sigma_0^2$

4. خوارزمية سرب الطيور Particle Swarm Optimization

[6] Algorithm of

تقنية خوارزمية سرب الطيور هو مستوحاة من الناحية البيولوجية مستمدة من السلوك الجماعي من قطعان الطيور، لأول مرة من قبل كينيدي وإبرهارت، وهي تقنية تعتمد على السكان، والتكيف الذاتي الأمثل البحث، تتكون خوارزمية سرب الطيور من مجموعة من الحلول (الجسيمات) تسمى السكان. تكون كل حل من مجموعة من المعلمات ويمثل نقطة في الفضاء متعدد الأبعاد. جميع الجسيمات في سرب تعمل بشكل فردي تحت نفس المبدأ الحاكم، كل طائر لديه الذاكرة التي تساعد على الحفاظ على المسار من أفضل موقف سابق لها. تتميز مواقع الطيور بنوعين هما $personal\ best(pbest)$ و $global\ best (gbest)$ ، في كل نقطة على طول مسارها يقارن الطير قيمة اللياقة (fitness value) التي يحتفظ بها من موقعه الحالي إلى أن من يمتلك افضل قيمة لياقة بدنية من بين الطيور، فإذا كان الموقع الحالي لديه قيمة أعلى للياقة البدنية، يتم استبدال افضل قيمة لياقة مع موقعه الحالي، خوارزمية سرب الطيور هو مستوحاة من الناحية البيولوجية تقنية مستمدة من السلوك الجماعي من قطعان الطيور، لأول مرة من قبل كينيدي وإبرهارت، وهي تقنية تعتمد على السكان، في فضاء البحث ذات البعد n يكون موقع الطير i وسرعه تتمثل بالمتجهات:

$$X_i = (x_{i1}, \dots, x_{in}) \tag{42}$$

$$V_i = (v_{i1}, \dots, v_{in}) \tag{43}$$

اذ تمثل X_i موقع الطير V_i يمثل سرعة طيران الطيور ضمن مساحتها ضمن خوارزمية سرب الطيور.

افرض $Pbest_i$ متجه يمثل افضل موقع للطير وكما يلي:

$$Pbest_i = (x_{i1}^{Pbest}, \dots, x_{in}^{Pbest}) \quad (44)$$

اذ تمثل:

x_{i1}^{Pbest} افضل موقع للطير i في البعد الاول.

x_{in}^{Pbest} افضل موقع للطير i في البعد n .

كما ان $gbest$ يمثل افضل موقع من بين كل الطيور وكما يلي:

$$gbest = (x_1^{gbest}, \dots, x_n^{gbest}) \quad (45)$$

اذ يمثل:

x_1^{gbest} افضل موقع من بين مواقع كل الطيور في البعد الاول.

x_n^{gbest} افضل موقع من بين مواقع كل الطيور في البعد n .

كل طير يسجل أفضل موقف شخصي له ($Pbest$)، ويعرف أفضل المواقف التي وجدت من قبل جميع الطيور في السرب ($gbest$)، ثم ان جميع الطيور التي تطير ضمن مجال البحث في البعد n تخضع لقواعد محدثة للمواقف الجديدة حتى يتم العثور على الامثل العالمي ($gbest$)، يمكن حساب السرعة والموقف المعدل لكل فرد باستخدام السرعة الحالية والمسافة من $pbest_i$ إلى $gbest$ على النحو التالي :

$$v_i^{k+1} = wv_i^k + c_1 Rand_1 (Pbest_i^k - x_i^k) + c_2 Rand_2 (gbest^k - x_i^k). \quad (46)$$

$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1} \quad (47)$$

اذ تمثل :

v_i^k : سرعة الطائر i عند التكرار k .

w : وزن المعلمة او وزن الجمود.

c_1, c_2 : معاملات التسارع.

$Rand_1, Rand_2$: ارقام عشوائية تتوزع بصورة منتظمة بين الصفر والواحد.

x_i^k : موقع الطائر i عند التكرار k .

$Pbest_i^k$: افضل موقع للطائر i لغاية التكرار k .

$gbest$: افضل موقع من بين مجموعة الطيور لغاية التكرار k .

المعادلة (69) تشير الى سرعة الطيور التي يتم تعديلها وفق لثلاث مكونات :
المكون الاول هو السرعة السابقة للطيور v_i^k مضروبة بوزن الجمود w وغالبا ما
يعرف هذا المكون باسم "السلوك المعتاد"، المكون الثاني هو الانجذاب بصورة خطية
نحو افضل موقع سابق $Pbest_i^k$ مضروب بثابت التسارع والرقم العشوائي، ومن
الملاحظ انه يتم تعيين رقم عشوائي لكل بعد، وغالبا ما يعرف هذا المكون باسم "الذاكرة"
أو "المعرفة الذاتية"، اما المكون الثالث هو الانجذاب بصورة خطية نحو افضل موقع
عالمي $gbest^k$ مضروب بثابت التسارع c_2 ورقم عشوائي وغالبا ما يعرف هذا
المكون باسم "العمل الجماعي" أو "المعرفة الاجتماعية".

ثوابت التسارع c_1, c_2 وعوامل التعلم الشخصية والاجتماعية تمثل دوافع توجه
الطيور الى $Pbest$ و $gbest$ بمعنى تطوير قابلياتها البدنية نحو الافضل، القيم
الصغيرة لهذه الثوابت تسمح للطير بالتجول بعيدا عن المناطق المستهدفة وعلى العكس
فان القيم الكبيرة لهذه الثوابت تؤدي الى الحركة المفاجئة للطيور نحو المناطق المستهدفة
وعادة ما يكون الاختيار المعتاد لمعامل التسارع c_1, c_2 عادة c_1 يساوي c_2 ويتراوح
قيمها بين (0-4)، اما الاختيار المناسب لوزن الجمود يعطي التوازن بين الاستكشاف
المحلي والعالمي وعموما يتناقص وزن الجمود خطيا من اعلى قيمه له w_{max} الى اقل
قيمه له w_{min} وهو كما يلي:

$$w = w_{max} - \frac{w_{max}-w_{min}}{Iter_{max}} \cdot Iter \quad (48)$$

اذان:

w_{min} ، w_{max} هي القيمة الابتدائية والقيمة النهائية لوزن الجمود.

$Iter_{max}$: رقم اعلى تكرار.

$Iter$: رقم التكرار الحالي.

4.1 الطريقة المقترحة لسرب الطيور

في هذه الطريقة يتم ضرب المعادلة (46) والتي تمثل معادلة السرعة للطيور
بالاوزان (W1-W2): [7]:

$$w_3 = \frac{(0.5+rand)}{2} \quad (49)$$

$$w_4 = \frac{|randn|}{2} \quad (50)$$

وتصبح معادلة السرعة بالشكل التالي:

$$V_{11} = w_1[wv_i^k + c_1Rand_1(Pbest_i^k - x_i^k) + c_2Rand_2(gbest^k - x_i^k)] \quad (51)$$

$$V_{12} = w_2[wv_i^k + c_1Rand_1(Pbest_i^k - x_i^k) + c_2Rand_2(gbest^k - x_i^k)] \quad (52)$$

5. الخوارزمية الجينية Genetic algorithms [5]

ذكر Charles Darwin نظرية التطور الطبيعي في كتابه اصل الانواع، على عدة اجيال، وقال ان الكائنات الحية تتطور على اساس مبدأ الانتقاء الطبيعي اي ان الكائنات الحية التي تتكيف مع المحيط الخارجي لبيئتها او بشكل اكثر عمومية مع الطبيعة باستمرار سوف لا يطبق عليها مبدأ الانقراض للانواع، ومن هنا جاءت فكرة محاكاة الطبيعة لحل بعض المشاكل.

وفي الطبيعة كل الافراد اللذين يكونون المجتمع يتنافسون مع بعضهم البعض من حيث الموارد الافتراضية مثل الغذاء والماوى ..الخ، اذ ان الذكور تتنافس لجذب الاناث للترواج، وبسبب هذا التنافس بعض الافراد الذين لديهم فرصة ضعيفة في هذا التزاوج بسبب ادائهم الضعيف يملكون فرصه اقل للبقاء على قيد الحياة، اما الافراد الذين يتميزون بادائهم العالي هم اكثر تكيفا، اذ ينتجون عددا كبيرا نسبيا من الذرية، ويلاحظ عن طريق التزاوج يمكن ان تتورث الخصائص الجيدة لكل جيل ومن الممكن انتاج ذرية لها اللياقة بدنية اعلى من احد الابوين، وبعد بضعة اجيال تتطور الانواع بشكل عفوي لتصبح اكثر واكثر تكيفا مع البيئة.

في عام 1992 وضع Holland هذه الفكرة في كتابه "Adaptation in natural and artificial systems" ووصف كيفية تطبيق مبادئ التطور الطبيعي ومشاكل التحسين وبناء اول الخوارزميات الجينية، نظرية Holland تم تطويرها والآن اصبحت الخوارزميات الجينية قوية الاداء لحل مشاكل البحث والتحسين.

5.1 طرق تمثيل الكروموسومات [1]

يمكن تقسيم تمثيل الكروموسومات الى ما يلي:

1. التمثيل او الترميز الثنائي (Binary Encoding) وهو النوع الاول من تمثيل الكروموسومات والذي يحتوي على الارقام الصفر والواحد فقط ويكون هذا التمثيل على شكل سلسلة وكما موضح في ادناه.

1	0	0	1	0	1	1	1	0	0	1	كروموسوم اول
0	1	0	0	1	0	1	0	0	1	1	كروموسوم ثاني

2. التمثيل او الترميز الكسري (Rational Encoding) وهو النوع الثاني من تمثيل الكروموسومات والذي يكون على هيئة سلسلة من الارقام الحقيقية او الكسرية وكما موضح ادناه.

4.321	7.258	5.103	2.333	1.011	كروموسوم اول
8.121	6.138	9.433	7.592	1.284	كروموسوم ثاني

3. التمثيل او الترميز باستعمال الاعداد الصحيحة (Integer Value Encoding) وهو النوع الثالث من تمثيل الكروموسومات والذي يكون على هيئة سلسلة من الارقام الصحيحة وكما موضح ادناه.

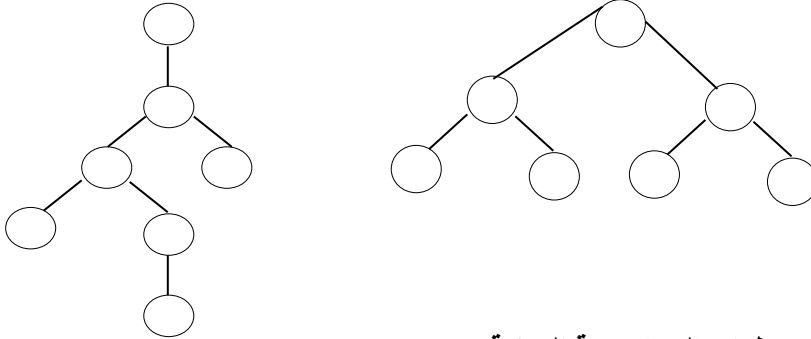
9	3	4	7	5	2	1	كروموسوم اول
2	5	8	6	9	7	1	كروموسوم ثاني

4. التمثيل او الترميز باستعمال الحروف (Character Representation Encoding) وهو النوع الرابع من تمثيل الكروموسومات والذي يكون على هيئة سلسلة من حروف معينه وكما موضح ادناه.

W	A	R	D	Q	كروموسوم اول
X	I	N	K	Y	كروموسوم ثاني

5. التمثيل او الترميز الشجري (Tree Representation Encoding)

وهو النوع الخامس من تمثيل الكروموسومات والذي يكون على هيئة شجرة
وكما موضح ادناه.



1. خطوات الخوارزمية الجينية

تتألف الخوارزمية الجينية من النقاط التالية:

أ. مجتمع الخوارزمية الجينية GA-Population [8]، [5]

المجتمع هو عبارة عن مجموعة من الحلول تكون الجيل الحالي وبمعنى اخر
عبارة عن مصفوفة صفوفها الكروموسومات واعمدتها هي حجم الكروموسومات والتي
تمثل في هذا البحث عدد معلمات نموذج الانحدار اللاخطي، وفي ما يلي طرق تمثيل
الكروموسومات:

ب. دالة اللياقة Fitness Function [8]، [5]

وهي دالة تأخذ حلا مرشحا للمشكلة كمدخلات وكمخرجات كم يكون هذا الحل
جيذا للمشكلة المفترضة، ويتم حساب دالة اللياقة fitness لكل كروموسوم، لذا يجب ان
يكون حساب الدالة سريعا بما فيها الكفاية لان الحساب البطئ لدالة اللياقة fitness يؤثر
سلبا في عمل الخوارزمية، ويعتمد على هذه الدالة في اختيار الكروموسوم الافضل وذلك
اما عن طريق تعظيمها او تقليلها اي بمعنى نختار الكروموسوم الذي يقابل اكبر قيمة
لدالة اللياقة fitness او نختار الكروموسوم الذي يقابل اصغر قيمة لدالة fitness.

ج. اختيار الآباء Parent selection [8]

هي عملية اختيار الآباء والامهات لتشكيل الذرية في الجيل القادم، اختيار الآباء
امر بالغ الاهمية لمعدل التقارب في الخوارزمية الجينية لانتاج ذرية افضل ولهذا
الاختيار عدة طرائق:

1) اختيار دالة اللياقة المتكافئة Fitness Proportionate Selection [3]، [5]، [8]

وهي واحدة من اكثر الطرائق شيوعا لاختيار الاباء، وفي هذه الطريقة يمكن ان يصبح كل فرد احد الوالدين، وذلك من خلال الاحتمال الذي يتناسب مع دالة اللياقة fitness التابعة له، لذا عدد افراد المجتمع يتوزعون على دائرة كل فرد يحتل مساحة من هذه الدائرة حسب دالة fitness الخاصة به، وسيتم التطرق الى اسلوبين وهما:

أ) اختيار عجلة الروليت Roulette Wheel Selection

في اختيار عجلة الروليت، كل فرد من المجتمع يتم تقسيم دالة fitness الخاصة به على المجموع الكلي لدالة fitness لكل افراد المجتمع، لذا فان كل فرد يحصل على نسبة توزع على عجلة الروليت، لذلك الفرد الذي لديه نسبة عالية سوف تكون فرصته لاختياره كاحد الابوين عالية.

ب) المعاينة التصادفية العالمي Stochastic Universal Sampling

وهي تشبه الى حد كبير عجلة الروليت ولكن بدلا من اختيار نقطة واحدة ثابتة، يتم اختيار نقاط متعددة وبذلك تعطى الفرصة لجميع الافراد بان يكونوا احد الابوين.

2) طريقة اختيار النخبية Elitism Selection [3]، [5]

اول من قدم هذه الطريقة هو الباحث Kenneth De Jong عام 1975 والتي تنص على الاحتفاظ ببعض افراد الجيل ممن لديهم القدرة العالية على انتاج الذرية ليتم تزويجهم، لذلك بعض الافراد سوف لا يتم الاحتفاظ بهم لكونهم لايملكون قدرة عالية لانتاج الذرية.

3) طريقة اختيار البطولة Tournament Selection [2]، [3]، [5]، [8]

في هذه الطريقة يتم اختيار k من السكان عشوائيا، واختيار الافضل من بينها لتصبح احد الابوين وتكرر نفس العملية لاختيار الاب الثاني، ويلاحظ امكانية استخدام هذه الطريقة حتى في قيم دالة fitness السالبة.

4) طريقة الاختيار العشوائي Random Selection [5]، [8]

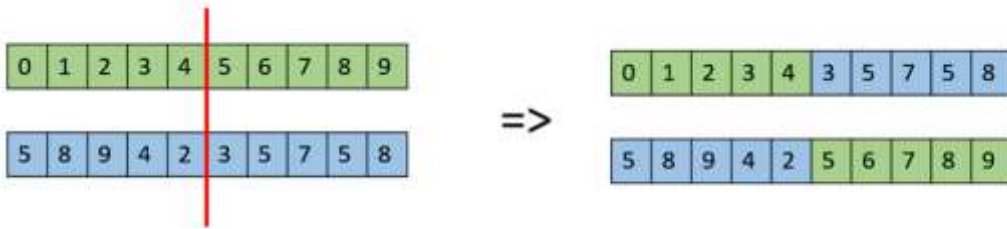
في هذه الطريقة يتم اختيار الاباء بصورة عشوائية بعيدا عن دالة fitness.

د. التزاوج crossover [3]، [5]، [8]

بعد اختيار عدد من الآباء يتم التزاوج ليتم انتاج ذرية بواسطة المادة الجينية للآباء، التزاوج عادة ما يتم باحتمال عالي P_c ، وهي على انواع وكما يلي:

(1) التزويج بنقطة واحدة One Point Crossover

يتم التزويج باستبدال اما نقطة من مكان معين من الكروموسوم احد الابوين مقابل نقطة من نفس المكان من كروموسوم الاب الثاني للحصول على ذرية جديدة.



(2) التزويج باكثر من نقطة Multi Point Crossover

استبدال عدة نقاط من مكان معين من كروموسوم احد الابوين مقابل نفس العدد من النقاط من الكروموسوم الاب الثاني للحصول على ذرية جديدة.



(3) التزويج المنتظم Uniform Crossover

في هذا النوع لا يتم تقسيم الكروموسوم الى شرائح او اقسام بل يتم التعامل مع كل جين على حده، وذلك برمي قطعة نقود معدنية اي ان نأخذ الجين الاول للاب الاول والثاني ونختار احد وجوه القطعة المعدنية ويتم رميها فاذا ظهر وجه القطعة المعدنية الذي تم اختياره يتم استبدال مواقع الجين الاول للاب الاول والثاني وهكذا بالنسبة للبقية.



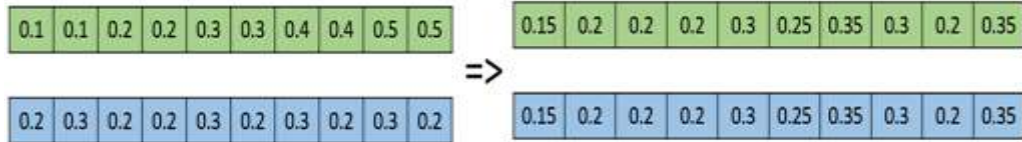
4) التزويج باعادة المزيج الحسابي الكلي Whole Arithmetic Recombination

ويتم ذلك باخذ الوسط الحسابي المرجح للوالدين باستخدام احد الصيغ التالية:

$$Child1 = ax + (1 - a)y$$

$$Child2 = ay + (1 - a)x$$

اذ تكون قيمة $a = 0.5$ ، اذ يتم تعويض قيمة البت الاول لاحد الابوين مكان مثلا x وقيمة البت الاول للاب الثاني مكان y فيتم استخراج قيمة البت الاول للابن وهكذا لبقية البتات، ومن الجدير بالذكر ان الابناء ستكون متماثلة تماما.

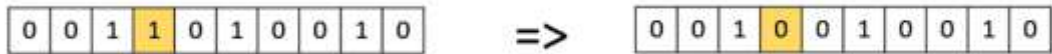


5. [8] Mutation

يمكن تعريف الطفرة بأنها عملية تغيير عشوائي صغير في الكروموسوم، للحصول على حل جديد، وعادة ما يطبق مع احتمال ضعيف P_m ، وهي انواع وكما يلي:

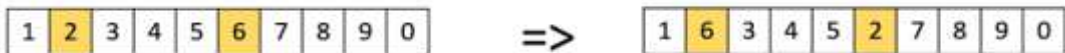
(1) طفرة قلب الثويني Bit Flip Mutation [2],[5],[8]

وفي هذا الطفرة نختار واحدة او اكثر من الثوينيات ثم قلبها اي اذا اخترنا الصفر نقلبها الى الواحد وتستخدم هذه الطفرة في الخوارزمية الجينية الثنائية.



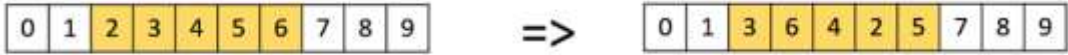
(2) طفرة المبادلة Swap Mutation [5],[8]

ونحن نختار اثنين من المواقع على الكروموسوم عشوائيا، وتبادل القيم

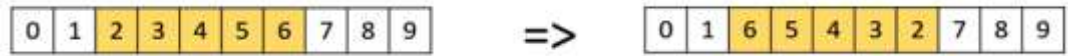


(3) طفرة التزاحم [8] Scramble Mutation

يتم اختيار مجموعة فرعية من الجينات داخل الكروموسوم الواحد وخطها عشوائيا.

**(4) طفرة العكس [8] Inversion Mutation، [5]**

ونحن نختار مجموعة فرعية من الجينات ، ولكن بدلا من خلط المجموعة الفرعية، نعكس السلسلة بأكملها في المجموعة الفرعية.

**6. جانب المحاكاة**

يمكن تعريف المحاكاة بانها تقنية عددية تستعمل الحاسوب وتتضمن علاقات منطقية ورياضية للحصول على بيانات تجريبية من الواقع الحقيقي. وفي بعض الاحيان وعند فشل جميع الاساليب المستخدمة لحل مشكلة مرحلية تعتبر المحاكاة هنا الطريقة الامثل للحل، وقد تطورت المحاكاة في الاونة الاخيرة بتطور البرمجيات والحاسوب والتي جعلت منها احد اكثر الادوات المقبولة والمستعملة بشكل واسع في تحليل النظم. وهناك عدة انواع من المحاكاة ومن هذه الانواع والتي تعتمد على بيانات المشكلة قيد الدراسة وتسمى المحاكاة المقيدة، وتعمل المحاكاة على توليد الارقام العشوائية وبتوزيع المنتظم $u(0,1)$ وبالاعتماد على هذه الارقام نقوم بتوليد المتغيرات العشوائية بحسب توزيع معين وهناك عدة طرائق لهذا التوليد، وكذلك نقوم بتوليد الاخطاء والتي تتبع توزيع معين، وبعدها نقوم بتوليد متغير الاستجابة y_i من خلال عدة نماذج اعدت لهذا الغرض، واخيرا نكرر تجربة المحاكاة لعدة مرات لكي نحصل على بيانات قريبة من الواقع. وقد تم اقتراح طريقة لتوليد قيم متغير الاستجابة y_i وهي بالاعتماد على نماذج اخرى وهذه النماذج هي ايضا مقترحة من النماذج التالية:

تم اقتراح طريقة لتوليد قيم متغير الاستجابة y_i وهي بالاعتماد على نماذج اخرى وهذه النماذج هي ايضا مقترحة من النماذج التالية:

$$1.y_1 = \sin(2x_i) + 2 \exp(-16x_i^2) + e_i \quad (53)$$

$$2.y_2 = \sin(10\pi x_i) + e_i \quad (54)$$

والنماذج المقترحة هي:

$$1. y_1 = \sqrt{\sin(2x_i) + 2 \exp(-16x_i^2)} + e_i \quad (55)$$

$$2. y_2 = \log(10 * 2\pi\sqrt{x_i}) + e_i \quad (56)$$

$$3. y_3 = \exp(\sin(10 * 2\pi * x_i)) \quad (57)$$

$$4. y_4 = \exp(\cos(10 * 2\pi * x_i)) \quad (58)$$

اذ تم توليد قيم x_i حسب التوزيع المنتظم اما المتغير العشوائي e_i فيتم توليده حسب التوزيع الطبيعي بوسط حسابي صفر وتباين σ^2 وبعدها يتم ادخال القيم المولده للمتغيرين x_i, e_i في النماذج اعلاه ليتم توليد المتغير y_i ، اذ تم الاعتماد على القيم الافتراضية التالية كقيم اولية :

جدول رقم (1): نتائج القيم الافتراضية لانموذج Ratkowsky

المعطيات			النموذج
قيمة الافتراضية للمعلمة الثالثة	قيمة الافتراضية للمعلمة الثانية	قيمة الافتراضية للمعلمة الاولى	Ratkowsky
74.4170	7.8514	-279.4085	

لذلك فان دالة fitness لخوارزميتي سرب الطيور والجينية تستند مرة على دالة مجموع مربعات الخطأ ومرة على دالة الامكان، وفي مايلي نتائج المحاكاة لانموذج Ratkowsky ولحجوم العينات 15,25,40.

جدول رقم (2): نتائج المحاكاة لمتوسط مربعات الخطأ ولحجم 15

الطرائق	نماذج المحاكاة			
	y_1	y_2	y_3	y_4
LS	3.746916232588557	4.761958782880682	7.184743695732347	5.173808418956897
LSpso	3.746130945085052	4.760919280253227	7.183380296393826	5.173131450796421
LSgenetic	3.746912400736190	4.761953710617987	7.184737043133096	5.173805115774802
ML	3.746916232588557	4.761958782880683	7.184743695732347	5.173808418956896
MLpso	3.746133732693058	4.760916808667451	7.183380296079974	5.173130107062044
MLgenetic	3.746916128164884	4.761958635813487	7.184743629134185	5.173808267106016
الطرائق المقترحة				
LSpso1	3.746130945085052	4.760919280253227	7.183380296393826	5.173131450796421
MLpso1	3.746130945085052	4.760919280253227	7.183380296393826	5.173131450796425
LSpso2	3.746130945085052	4.760919280253227	7.183380296393826	5.173131450796421
MLpso2	3.746130945085052	4.760919280253227	7.183380296393826	5.173131450796421
الافضل	LSpso	MLpso	MLpso	MLpso

اذ ان:

LS: تقدير طريقة المربعات الصغرى اللاخطية.

LSpso: تقدير خوارزمية سرب الطيور والمستندة على دالة مجموع مربعات الخطأ.

LSgenetic: تقدير الخوارزمية الجينية والمستندة على دالة مجموع مربعات الخطأ.

ML: تقدير طريقة الامكان الاعظم.

MLpso: تقدير خوارزمية سرب الطيور والمستندة على دالة الامكان.

MLgenetic: تقدير الخوارزمية الجينية والمستندة على دالة الامكان.

LSpso1: تقدير خوارزمية سرب الطيور المقترحة الاولى والمستندة على دالة مجموع مربعات الخطأ.

MLpso1: تقدير خوارزمية سرب الطيور المقترحة الاولى والمستندة على دالة الامكان.

LSpso2: تقدير خوارزمية سرب الطيور المقترحة الثانية والمستندة على دالة مجموع مربعات الخطأ.

MLpso2: تقدير خوارزمية سرب الطيور المقترحة الثانية والمستندة على دالة الامكان.

جدول رقم (3): نتائج المحاكاة لمتوسط مربعات الخطأ ولحجم 25

الطرائق	نماذج المحاكاة			
	y_1	y_2	y_3	y_4
LS	2.871711282193049	3.620740449689357	5.861327570148725	4.680353825204118
LSpso	1.251102880706990	1.509060641534389	2.847790565426961	2.930528511309931
LSgenetic	2.871705776707327	3.620733826404794	5.861318829049996	4.680347778838325
ML	2.871711282193059	3.620740449689359	5.861327570148723	4.680353825204119
MLpso	2.871711282193049	3.620740449689357	5.860278432187974	4.679621445443033
MLgenetic	2.871432918530919	3.620751615771165	5.861326518776902	4.680353749047865
الطرائق المقترحة				
LSpso1	2.871050504194232	3.619945509050788	5.860278432187974	4.679628104845971
MLpso1	2.871050504194232	3.619945509050788	5.860278432187974	4.679628104845971
LSpso2	2.871050504194232	3.619945509050788	5.860278432187974	4.679628104845971
MLpso2	2.871050504194232	3.619945509050788	5.860278432187974	4.679628104845971
الافضل	LSpso	LSpso	LSpso	LSpso

جدول رقم (4): نتائج المحاكاة لمتوسط مربعات الخطأ ولحجم 40

الطرائق	نماذج المحاكاة			
	y_1	y_2	y_3	y_4
LS	1.849588923249808	2.472049825305191	4.090327462516957	3.017211112116471
LSpso	1.197785163912772	1.298021008327897	1.440780048410836	2.560437001190978
LSgenetic	1.849584770916923	2.472043735745430	4.090318876709423	3.017207688959963
ML	1.849588923249808	2.472049825305189	4.090327462516957	3.017211112116473
MLpso	1.849588923249808	2.472049825305191	4.090327462516957	3.017211112116471
MLgenetic	1.849587024496350	2.472043661051109	4.090327583973007	3.017214805027334
الطرائق المقترحة				
LSpso1	1.849129065742764	2.471375411147649	4.089376560132410	3.016831981038017
MLpso1	1.903644180498924	2.471375411147649	4.141494192363012	3.016831981038017
LSpso2	1.849129065742764	2.471375411147649	4.089376560132410	3.016831981038017
MLpso2	1.903644180498924	2.471375411147649	4.141494192363012	3.016831981038017
الافضل	LSpso	LSpso	LSpso	LSpso

7. الاستنتاجات

1. أظهرت النتائج بان تقدير خوارزميات الذكاء الاصطناعي بصورة عامة هو افضل من تقدير طريقتي المربعات الصغرى اللاخطية وطريقة الامكان الاعظم.
2. تفوقت خوارزمية سرب الطيور والمستندة على مجموع مربعات الخطأ على باقي الطرائق بالنسبة لانموذج المحاكاة الاول ولحجم 15 بينما جاءت بالمرتبة الاولى بينما تفوقت خوارزمية سرب الطيور والمستندة على دالة الامكان ونفس الحجم.
3. تفوقت خوارزمية سرب الطيور والمستندة على مجموع مربعات الخطأ على باقي الطرائق بالنسبة لجميع نماذج المحاكاة ولحجوم العينات 25,40.
4. جاءت تقديرات طريقتي المربعات الصغرى اللاخطية والامكان الاعظم بالمرتبة الاخيرة كما ان تقديراتها متقاربة جدا، وفي بعض نماذج المحاكاة متطابقة مع بعضها البعض.
5. اظهرت النتائج بان الطرائق المقترحة متقاربة جدا اذا ما تكون متطابقة ويعزو السبب بان اوزان الجمود والتي ضربت في معادلة السرعة ليس لها اي تاثير على التقديرات للطرائق اعلاه.

8. التوصيات

1. استخدام خوارزميات اخرى للمقارنة مع الخوارزميات المستخدمة في البحث كخوارزمية النحل وخوارزمية النمل.
2. استخدام طرائق تقليدية اخرى كالبيزية لمعرفة اثرها على نماذج الانحدار اللاخطية.
3. البحث عن اوزان جديدة لوزن الجمود لكي نحصل على طرائق جديدة ممكن ان تكون مفيدة في التقدير لنماذج الانحدار اللاخطي.

المصادر

[1] البياتي، الآ ستار، (2016)، "الخوارزمية الجينية في السيطرة على الخزين الانتاجي المتعدد (بحث تطبيقي)"، رسالة ماجستير- كلية الادارة والاقتصاد- جامعة بغداد.

[2] Haupt, R.,L., Haupt, S.,E., (2004), Practical genetic algorithms, John Wiley and sons, Inc. Publication, pp.(36-44).

[3] Melanie, M., (1996), An Introduction to Genetic Algorithms, Bradford Book, The MIT Press. pp. (124-129).

[4] Seber, G. A., ,F, Wild, C., J., (2003), Nonlinear Regression, A John Wiley & Sons, Inc.

[5] Sivanandam, S., N., Deepa, S., N., (2008), Introduction to Genetic Algorithms, Springer Berlin Heidelberg, New York.

[6] Soner, V., and Hasan, H., (2016), "Estimating the parameters of nonlinear regression models through particle swarm optimization", Gazi university journal of science, Vol. 29, No. 1, pp 187-199.

[7] Soni, N. and Kumar, T., (2014), "Study of Various Mutation Operators in Genetic Algorithms", International Journal of Computer Science and Information Technologies, Vol. 5 (3), pp. 4519-4521.

[8] Sun, J., Lai, C.H and Wu, X.J, (2012), Particle Swarm Optimization, Taylor & Francis Group, LLC. pp.(37-93).

Comparison of Some Artificial Intelligence Algorithms with the Two Non-Linear Least Squares Method and the Maximum Likelihood Method of Estimating the Ratkowsky Model Using Simulation

Lect. Jasim Hassan Lazem

jhlazem@gmail.com

Technical College of Management - Baghdad

Assist. Prof. Dr. Sabah Manfi Reza

sabahmanfi@yahoo.com

University of Baghdad - College of Administration and Economy

Abstract: *In this paper, one of the models of nonlinear regression is the Ratkowsky model. The parameters of this model are characterized by the difficulty of obtaining estimates as nonlinear parameters. Two classical methods were used for estimating these parameters: the method of nonlinear least squares and the method of maximum likelihood. In addition to these two methods two artificial intelligence algorithms, namely particle swarm optimization algorithm and the genetic algorithm were taken. These algorithms were based on two types of fitness functions, the first is the function of the sum of the squares error , the second the function of likelihood and using the simulation. The results*

showed the superiority of particle swarm optimization algorithm based on the function of the sum of squares of error on others methods.

Keywords: Particle Swarm Optimization (PSO), Genetic algorithm ,nonlinear least square method, maximum likelihood method, nonlinear regression model, simulation.