**مجلة تنمية الرافدين**

**اسم المقال:** استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في تحليل الانحدار الخطي المتعدد
**اسم الكاتب:** م.م. ندوى خزعل رشاد، م.م. عزة حازم زكي
**رابط ثابت:** https://political-encyclopedia.org/library/3313
**تاريخ الاسترداد:** 2025/05/10 12:28 +03

الموسوعة السياسيّة هي مبادرة أكاديمية غير هادفة للربح، تساعد الباحثين والطلاب على الوصول واستخدام وبناء مجموعات أوسع من المحتوى العلمي العربي في مجال علم السياسة واستخدامها في الأرشيف الرقمي الموثوق به لإغناء المحتوى العربي على الإنترنت.
لمزيد من المعلومات حول الموسوعة السياسيّة – Encyclopedia Political، يرجى التواصل على
info@political-encyclopedia.org

استخدامكم لأرشيف مكتبة الموسوعة السياسيّة – Encyclopedia Political يعني موافقتك على شروط وأحكام الاستخدام المتاحة على الموقع https://political-encyclopedia.org/terms-of-use

تم الحصول على هذا المقال من موقع مجلة تنمية الرافدين كلية الإدارة والاقتصاد / جامعة الموصل ورفده في مكتبة الموسوعة السياسيّة مستوفياً شروط حقوق الملكية الفكريّة ومتطلبات رخصة المشاع الإبداعي التي ينضوي المقال تحتها.

كلية الإدارة والاقتصاد -جامعة الموصل تنمية الرافدين العدد ٩٩ مجلد ٣٢ لسنة ٢٠١٠
ص ص[١ -٣٣]

# استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في تحليل الانحدار الخطي المتعدد

**ندوى خزعل رشاد**
مدرس مساعد - قسم نظم المعلومات
كلية الادارة والاقتصاد

**عزة حازم زكي**
مدرس مساعد - قسم الاحصاء والمعلوماتية
كلية علوم الحاسبات والرياضيات
azza_master@yahoo.com

**المستخلص**

**يعد تحليل الإنحدارأنموذجاً توقعياً إحصائياً، ويهتم بوصف وتقييم العلاقة بين متغير معطى (يسمى المتغير التابع عادة) وواحد أو عدة متغيرات أخرى والتي تسمى عادة بالمتغيرات التوضيحية. وتحليل الانحدار من الوسائل الإحصائية ذات التطبيقات الواسعة عند المهتمين في مختلف العلوم الاجتماعية والاقتصادية والصحية. ومن الأساليب الحديثة التي أخذت اهتماما واضحا وخاصة في مجال علوم الحاسبات، حيث ظهر في الآونة الأخيرة أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية Artificial Neural Networks. ويهدف هذا البحث إلى تحليل الانحدار المتعدد باستخدام الشبكات العصبية ومقارنته مع أسلوب تحليل الانحدار المتدرج Stepwise Regression. وتم التوصل إلى أن الشبكات العصبية ذات دقة أكثر من طريقة الانحدار الخطي المتعدد في كشف المتغيرات ذات الفروقات غير المعنوية.**

## Using Artificial Neural Networks in Multiple Linear Regression

**Nadwa Kh. Rashad**
Assistant Lecturer
Department of Management Information Systems
University of Mosul

**Azza H. Zaki**
Assistant Lecturer
Department of Statistics and Information
University of Mosul
azza_master@yahoo.com

## Abstract

The regression analysis is considered as an expectative and statistical model. It concerns with the description and standardization of the relationship between a given variable which is called (dependent variable) and other variables called independent variables. Regression analysis is one of the statistical methods that have wide applications to those concerning with many different societies, economic and health sciences. One of the modern methods that clearly concerned with the computer field which has appeared these

تأريخ استلام البحث ٢٠٠٨/٧/١٣ تأريخ قبول النشر ٢٠٠٩/٥/٢٤

days is Artificial Neural Networks. The aim of this research is the comparison between Neural Networks Method with multiple regressions using stepwise regression method.

**المقدمة**

يعرف أنموذج الانحدار الخطي المتعدد بأنه عملية تقدير العلاقة الخطية بين عدة متغيرات أحدها متغير الاستجابة والباقي متغيرات توضيحية يعتقد بأنها تؤثر في متغير الاستجابة.

العلاقة للدالة Function Relationship بين المتغير المعتمد (الاستجابة) Y والمتغيرات التوضيحية $(X_1,X_2,\ldots X_m)$ في تحليل الانحدار الخطي المتعدد تاخذ الصيغة الاتية (شربجي، ١٩٨١):

$$Y_i = \beta_o + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \ldots + \beta_m X_{im} + U_i \quad \ldots\ldots\ldots(1)$$

$$Y_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^{m} \beta_j X_{ij} + U_i \quad , i=1,2,\ldots,n \; ; j=1,2,\ldots,m$$

حيث إن:

$Y_i$: المتغير المعتمد أو التابع أو قيمة متغير الاستجابة

$\beta_o$: نقطة تقاطع مستوى الانحدار بالمحور Y.

$\beta_1,\beta_2,\ldots,\beta_m$: تمثل معلمات الأنموذج المجهولة.

$U_i$: الخطأ العشوائي المعدل=٠ وتباين $\sigma^2$.

وبتطبيق الصيغة ادناه والتي تعرف بصيغة المعادلات الطبيعية Normal Equations نحصل على مقدر المربعات الصغرى لمتجه المعلمات (شربجي، ١٩٨١).

$$\hat{\beta} = (X'X)^{-1}X'Y \quad \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots(2)$$

حيث ان

$X'X$: مصفوفة مربعة تدعى مصفوفة المعلومات Information Matrix

$X'Y$: متجه لحاصل ضرب المتغيرات التوضيحية في متغير الاستجابة

اي ان

$$X'X = \begin{bmatrix} n & \sum x_{i1} & \sum x_{i2} & \cdots & \sum x_{im} \\ \sum x_{i1} & \sum x_{i1}^2 & \sum x_{i1}x_{i2} & \cdots & \sum x_{i1}x_{im} \\ . & . & . & \cdots & . \\ \sum x_{im} & \sum x_{im}x_{i1} & \sum x_{im}x_{i2} & \cdots & \sum x_{im}^2 \end{bmatrix}$$

$$X'Y = \begin{bmatrix} \sum Y_i \\ \sum Y_i X_{i1} \\ \sum Y_i X_{i2} \\ . \\ . \\ \sum Y_i X_{im} \end{bmatrix}$$

ويمكن تنظيم جدول تحليل التباين كما في الجدول الآتي للتعـرف علـى معنويـة معلمات دالة الانحدار واختبار الفرضية لآتية (الراوي، ٢٠٠٤):

$H_o$: $\beta_1=\beta_2=\ldots=\beta_m$
$H_1$: $\beta_1\neq\beta_2\neq\ldots\neq\beta_m$

**جدول تحليل التباين للانحدار المتعدد**

| S.o.V. | d.f | S.S | MS | F.cal. |
|---|---|---|---|---|
| $R(X_1, X_2,\ldots, X_m)$ | m | SSR | MSR | $\frac{MSR}{MSe}$ |
| Error $(X_1, X_2,\ldots, X_m)$ | n-m-1 | SSe | MSe | |
| Total | n-1 | SST | | |

حيث إن:

SST: مجموع المربعات الكلي

$SST=S_{YY}$

$$SST = y'y - \frac{(\sum y_i)^2}{n}$$

$$SST = \sum y_i^2 - \frac{(\sum y_i)^2}{n}$$

SSR: مجموع المربعات العائدة الى الانحدار

$$SSR = \underline{\beta}'\underline{x}'\underline{y} - \frac{(\sum y_i)^2}{n}$$

$$=[\beta_o \beta_1 ... \beta_m]\begin{bmatrix} \sum_{i=1}^{n} y_i \\ \sum_{i=1}^{n} x_{i1} y_i \\ . \\ . \\ \sum_{i=1}^{n} x_{im} y_i \end{bmatrix} - \frac{(\sum y_i)^2}{n}$$

MSR: متوسط مجموع المربعات

$$MSR = \frac{SSR}{m}$$

SSe: مجموع المربعات العائدة الى الخطأ

$$MSe = \frac{SSe}{n - m - 1}$$

فإذا كانت قيمة F المحسوبة مساوية أو أكبر من قيمة F الجدولية تحت مستوى معنوية $\alpha$ يدل على معنوية المتغيرات قيد الدراسة.

**طريقة الانحدار المتدرج Stepwise Regression Procedure**

تستخدم هذه الطريقة في تحليل الانحدار المتعدد لانتخاب المتغيرات ذات التأثير المعنوي والمهم في المتغير المستجيب، إذ إن جميع المتغيرات التوضيحية التي دخلت المعادلة تحسب فيها قيمة F الجزئية في كل خطوة وتقيم على أساسها مرة أخرى، لأنه لابد عند اختيارنا المبكر لأحد المتغيرات التوضيحية احيانا قد يعطي قيمة F الجزئية اقل من قيمة F الجدولية في المرحلة المتأخرة، وذلك لوجود علاقة قوية بينه وبين أحد المتغيرات التوضيحية الاخرى التي اختيرت في المعادلة، وهذه القيمة تحتاج الى قيمتين من قيم F الجدولية هما $F_{in}$، وتستخدم لادخال المتغيرات التوضيحية الى المعادلة و $F_{out}$، وتستخدم لحذف المتغير الذي ليس له تأثير على المتغير المستجيب.

ويمكن تلخيص أهداف تحليل الانحدار المتدرج في النواحي الآتية:

١. تنبؤ سلوك المتغير التابع في ضوء تأثره بالمتغيرات التوضيحية.
٢. تقرير مساهمة كل متغير توضيحي في مدى التباين الحاصل في المتغير المستجيب.
٣. قياس مدى الترابط الكلي بين المتغير المستجيب والمتغيرات التوضيحية.
٤. إجراء سلسلة من الاختبارات الفرضية لأي من العلاقات المشار إليها في النقاط السابقة.

وبفرض أن لدينا متغير استجابة Y وعدد من المتغيرات التوضيحية ($X_{i.s}$)، فيمكن احتساب طريقة الانحدار المتدرج Stepwise Regression حسب المراحل الآتية :

أ. إيجاد جدول تحليل التباين لانحدار Y على ($X_{i.s}$) لكل متغير على حدة (Y على $X_1$، Y على $X_2$ ، ...، Y على $X_p$) وكما في الجدول الآتي:

| S.o.V. | d.f | S.S | MS | F.cal. |
|---|---|---|---|---|
| $R(X_I)$ | p | $B'X'Y - n\overline{Y}^2$ | $(SSR*X_I)/d.f$ | $\frac{MSR}{MSe}$ |
| $Error(X_i)$ | n-p-1 | $Y'Y - B'X'Y$ | SSe/d.f. | |
| Total | n-1 | $Y'Y - n\overline{Y}^2$ | | |

حيث إن:

B: عبارة عن متجه المعلمات ذات سعة (p*1).

X: عبارة عن مصفوفة ذات سعة (p*n) من المتغيرات التوضيحية.

Y: عبارة عن متجه مشاهدات ذات سعة (p*1).

نقوم باختيار جدول تحليل التباين ذي القيمة الاكبر.

ب. إيجاد جدول تحليل التباين لانحدار أعلى ($X_{i.s}$) مع إضافة المتغير المنتخب في الخطوة (أ) وبحسب جدول تحليل التباين الآتي:

| S.o.V. | d.f | S.S | MS | F.cal. |
|---|---|---|---|---|
| $R(X_i,X_k)$ | p | $B'X'Y - n\overline{Y}^2$ | | |
| $R(X_k)$ | 1 | $B'X'Y - n\overline{Y}^2$ | | |
| $R(X_i/X_k)$ | 1 | $B'X'Y - n\overline{Y}^2$ | $\frac{SSR\ (X_i/X_k)}{d.f}$ | $\frac{MSR\ (X_i/X_k)}{MSe}$ |
| $Error(X_i,X_k)$ | n-p | $Y'Y - B'X'Y$ | $\frac{SSe}{d.f}$ | |
| Total | n-1 | $Y'Y - n\overline{Y}^2$ | | |

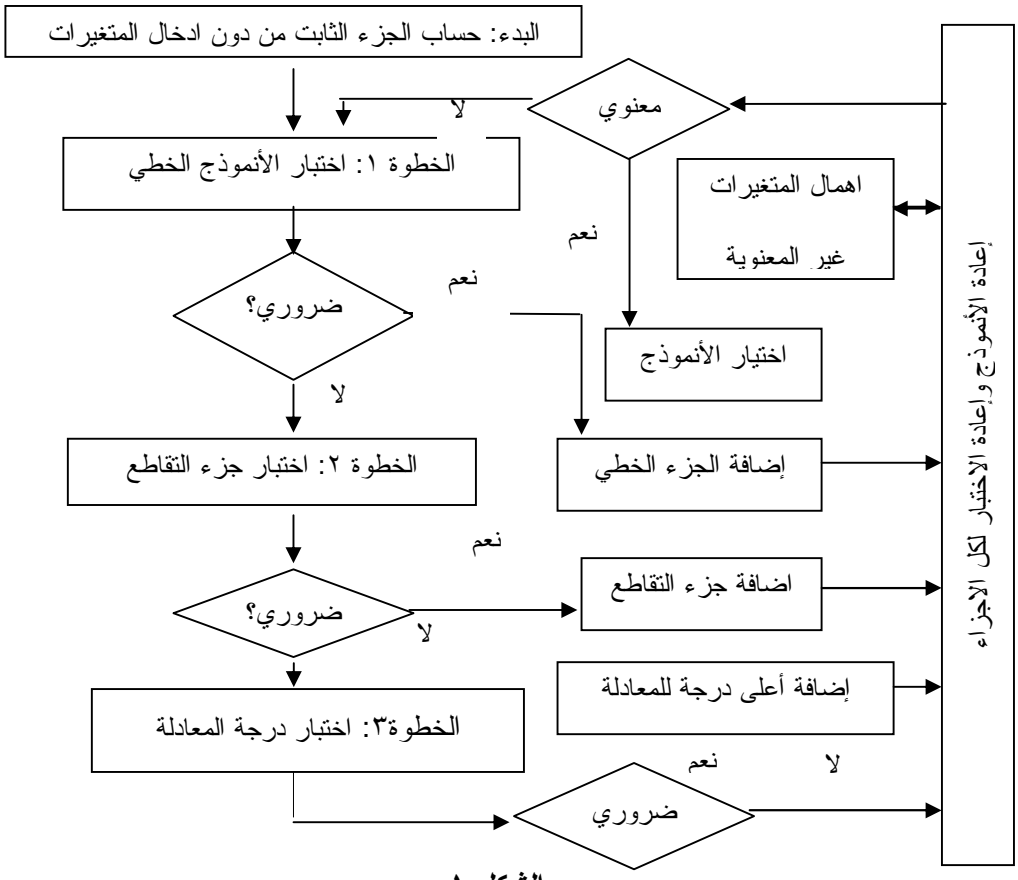
حيث إن:

$R(X_i,X_k)$: $X_k$ هو المتغير ذو الرتبة k، وتمت اضافته الى معادلة الانحدار و $i=(1,2,3,\ldots,p-1)$ اي عدد المتغيرات المتبقية.

بعد اختيار أكبر قيمة لجدول تحليل التباين لانحدار Y على $X_L$ بتثبيت $X_k$، حيث إن $X_L$ هو المتغير ذو الرتبة L وتم اضافته الى الأنموذج.

جـ. هذه الخطوة هي انحدار Y على ($X_{i.s}$) بتثبيت $X_L$ و $X_k$، وهكذا نستمر الى أن نحصل على أنموذج يحتوي على المتغيرات ذات التأثير المهم في الأنموذج، اي يمكن استخدام هذه المتغيرات في الحصول على تمييز افضل بين مجتمعين (الراوي، ١٩٨٧).

والشكل الآتي يبين خوارزمية الانحدار المتدرج (Wikipedia,2008)



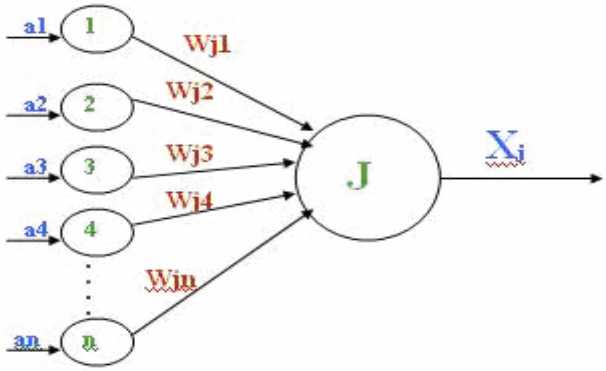

**الشكل ١**
**خوارزمية الانحدار المتدرج**

## الشبكات العصبية الاصطناعية Artificial Neural Networks

هي تقنيات حاسوبية مصممة لمحاكاة الطريقة التي يؤدي بها الدماغ البشري مهمة معينة، وذلك عن طريق معالجة ضخمة موزعة على التوازي. فالشبكات العصبية الاصطناعية تتشابه مع الدماغ البشري في أنها تكتسب المعرفة بالتدريب، وتخزن هذه المعرفة باستخدام قوى وصل داخل العصبونات تسمى الأوزان التشابكية. وهناك أيضا تشابه عصبي حيوي، مما يعطي الفرصة لعلماء البيولوجيا في الاعتماد على ANN لفهم تطور الظواهر الحيوية.

## مكونات الشبكة العصبية الاصطناعية

تتكون الشبكات العصبية من مجموعة من وحدات المعالجة، ويسمى أحدها عصبون، والشكل ٢ يبين أنموذجاً لاخطياً وبسيطاً للعصبون الاصطناعي :




**الشكل ٢**
**خلية عصبية اصطناعية**

كما إن للإنسان وحدات إدخال توصله بالعالم الخارجي وهي حواسه الخمس، فكذلك الشبكات العصبية تحتاج لوحدات إدخال. ووحدات معالجة يتم فيها عمليات حسابية تضبط بها الأوزان، ونحصل من خلالها على ردة الفعل المناسبة لكل مدخل من المدخلات للشبكة. فوحدات الإدخال تكوّن طبقة تسمى طبقة المدخلات، ووحدات المعالجة تكوّن طبقة المعالجة وهي التي تخرج نواتج الشبكة. وبين كل طبقة من هذه الطبقات هناك طبقة من الوصلات البينية التي تربط كل طبقة بالطبقة التي تليها والتي يتم فيها ضبط الأوزان الخاصة بكل وصلة بينية، وتحتوي الشبكة على طبقة واحدة فقط من وحدات الإدخال، ولكنها قد تحتوي على أكثر من طبقة من طبقات المعالجة.

**البنية المعمارية للشبكات العصبية**

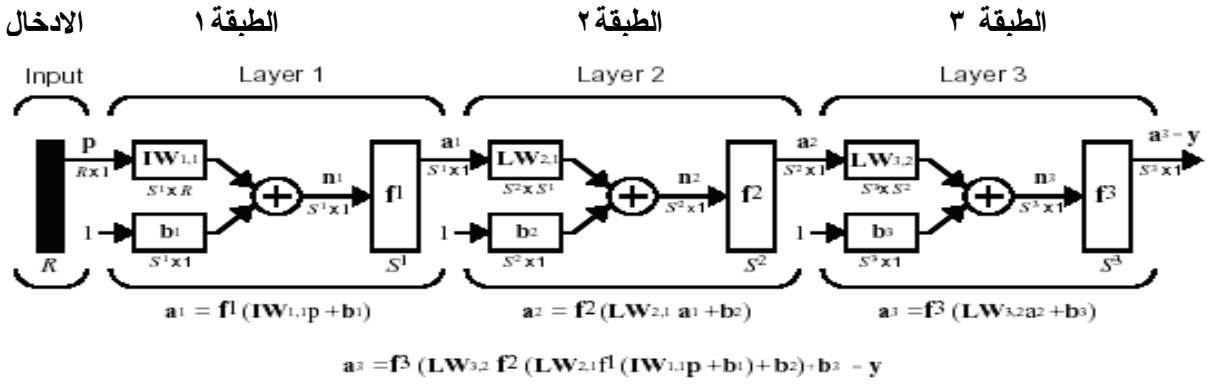
معمارية الشبكة العصبية الاصطناعية, هي الطريقة التي ترتبط بها العصبونات مع بعضها البعض لتشكيل الشبكة، وترتبط كل مركبة من مركبات متجه الادخال بكل عصبون من خلال مصفوفة الوزن W .

كل عصبون يحوي وحدة مجموع تقوم بجمع الادخال الموزون مع الإزاحة لتشكيل الاخراج العددي للعصبون، وفي النتيجة إن مركبات اخراج طبقة العصبونات تشكل متجه الاخراج مركبات متجه الادخال تدخل إلى الشبكة من خلال مصفوفة الأوزان الآتية:

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} w_{1,1} & w_{1,2} & \cdots & w_{1,R} \\ w_{2,1} & w_{2,2} & \cdots & w_{2,R} \\ & & & \\ w_{S,1} & w_{S,2} & \cdots & w_{S,R} \end{bmatrix}$$

**الشبكة ذات الطبقات المتعددة الأمامية**

الشبكة العصبية يمكن أن تتألف من عدة طبقات، وفي هذه الحالة يكون لكل طبقة مصفوفة وزن ,W ومتجه إزاحة ومتجه إخراج، ومن أجل التمييز يضاف رقم الطبقة كدليل علوي لكل من المتحولات المستعملة من خلال الشبكة المبينة مركبة الادخال، عصبون في الطبقة الأولى، عصبون في الطبقة الثانية، وهكذا بالأسلوب نفسه. ومن الملاحظ أيضا أن إخراج كل طبقة متوسطة هو ادخال للطبقة التي تليها وبذلك تعد كل طبقة في هذه الشبكة كأنها شبكة ذات طبقة وحيدة، والطبقة التي تعطي الاخراج تسمى طبقة الاخراج، أما الادخال فلا يعد طبقة، وبقية الطبقات تسمى الطبقات المخفية (Orna, 2001). والشكل الآتي يبين معمارية الشبكات ذات التغذية الامامية:




**الشكل ٣**
**خوارزمية الشبكات ذات التغذية الامامية**

**خوارزمية الشبكات ذات التغذية الامامية في تحليل الانحدار** (Bacure, 1998)

**١. ابدأ بالمعادلة الآتية**

$$p = \delta\left(\sum_{i=1}^{L} \lambda_i \delta(x * w_i)\right) \qquad (3)$$

حيث إن:

L: عدد الطبقات المخفية

δ: دالة Sigmoid ويعبر عنها بالمعادلة $\delta(x) = 1/1 + \exp(-x))$

x: متجه الادخال (المتغيرات التوضيحية)
w: الاوزان ($\beta_i$)
$\lambda$: دالة التحفيز bias ($\beta_o$)

**٢. بأخذ اللوغارتم تصبح المعادلة**

$$\log(p/(1-p)) = \sum_{i=1}^{L} \lambda_i \delta(x * w_i) \qquad (4)$$

**٣. اشتقاق المعادلة بالنسبة الى x**

$$\frac{\partial}{\partial x_j} \log(p(x)/(1-p(x)) == \sum_{i=1}^{L} \lambda_i \delta(x * w_i) w_{ij} \qquad (5)$$

**٤. أما الاوزان فتحسب على وفق المعادلة**

$$\overline{w}_j(x) == \sum_{i=1}^{L} \lambda_i \delta'(x * w_i) w_{ij} \qquad (6)$$

**الجانب التطبيقي**

استخدمت بيانات عن مرضى سرطان الدم بعدد (٥٣) جمعت من المستشفى العام في مدينة الموصل وكانت المتغيرات المدروسة هي:

Y نسبة الخلايا السرطانية
$X_1$ الجنس (ذكر، انثى)
$X_2$ العمر
$X_3$ الحالة الزوجية (اعزب، متزوج)
$X_4$ محل السكن (مدينة، قضاء، قرية، ناحية)
$X_5$ الهيموكلوبين
$X_6$ مكداس الدم
$X_7$ فحص دم له علاقة بالهيموكلوبين
$X_8$ عدد الصفيحات الدموية
$X_9$ عدد كريات الدم البيضاء
$X_{10}$ نوع الخلايا السرطانية الحادة

**١. تحليل الانحدار المتدرج Stepwise Regression**

تم استخدام أسلوب الانحدار الخطي المتدرج، اذ يحدد هذا الأسلوب مقدار العلاقة بين المتغير التابع (نسبة الخلايا السرطانية) وعدد من المتغيرات التوضيحية.

وطريقة الانحدار التدريجي تعطي نسبة تفسير كل متغير مرتبة بحسب أهمية المتغير في التحليل (أي إن التحليل يبدأ بتحديد أهم متغير وينتهي بالمتغير الأقل أهمية في

تفسير الاختلاف الذي يحدث في المتغير التابع). وتـــم الحصول على النتائج الموضحة في الجدول١.

**الجدول ١**

**جدول تحليل التباين باستخدام طريقة الانحدار التدريجي**

**Stepwise Regression: y versus x1; x2; x3; x4; x5; x6; x7; x8; x9; x10**

Alpha-to-Enter: 0.05 Alpha-to-Remove: 0.05

Response is y on 10 predictors, with N = 53

| Step | 1 | 2 | 3 |
|---|---|---|---|
| Constant | 27.42 | 46.17 | 53.57 |
| x9 | 0.324 | 0.231 | 0.275 |
| T-Value | 4.20 | 2.85 | 3.56 |
| P-Value | 0.000 | 0.006 | 0.001 |
| x7 | | -0.35 | -0.40 |
| T-Value | | -2.63 | -3.19 |
| P-Value | | 0.011 | 0.003 |
| x10 | | | -20.7 |
| T-Value | | | -2.90 |
| P-Value | | | 0.006 |

أظهرت نتائج تحليل الانحدار المتدرج أن عدد كريات الدم البيضاء و فحص الدم الذي له علاقة بالهيموكلوبين و نوع الخلايا السرطانية الحادة لدى المرضى هي أهم عناصر يجب أخذها بالاعتبار إذا ما اريد قياس نسبة الخلايا السرطانية للمرضى.

ويوضح الجدول ٢ معادلة الانحدار لطريقة الانحدار المتعدد .

**الجدول ٢**

**معادلة الانحدار المتعدد**

The regression equation is

y = 53.6 - 0.400 x7 + 0.275 x9 - 20.7 x10

| Predictor | Coef | SE Coef | T | P | VIF |
|---|---|---|---|---|---|
| Constant | 53.571 | 8.106 | 6.61 | 0.000 | |
| x7 | -0.4003 | 0.1256 | -3.19 | 0.003 | 1.3 |
| x9 | 0.27528 | 0.07728 | 3.56 | 0.001 | 1.3 |
| x10 | -20.656 | 7.133 | -2.90 | 0.006 | 1.1 |

## ٢. الشبكات العصبية الاصطناعية Artificial Neural Networks

استخدم برنامج حاسوبي لغرض التحليل باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية واختيرت المتغيرات التي تبين أن لها تاثيراً معنوياً في متغير الاستجابة.
إن أولى الخطوات في التحليل هي تحديد المدخلات للشبكة العصبية، وكانت المتغيرات (عدد كريات الدم البيضاء، فحص الدم الذي له علاقة بالهيموكلوبين ونوع الخلايا السرطانية) هي مدخلات الشبكة.

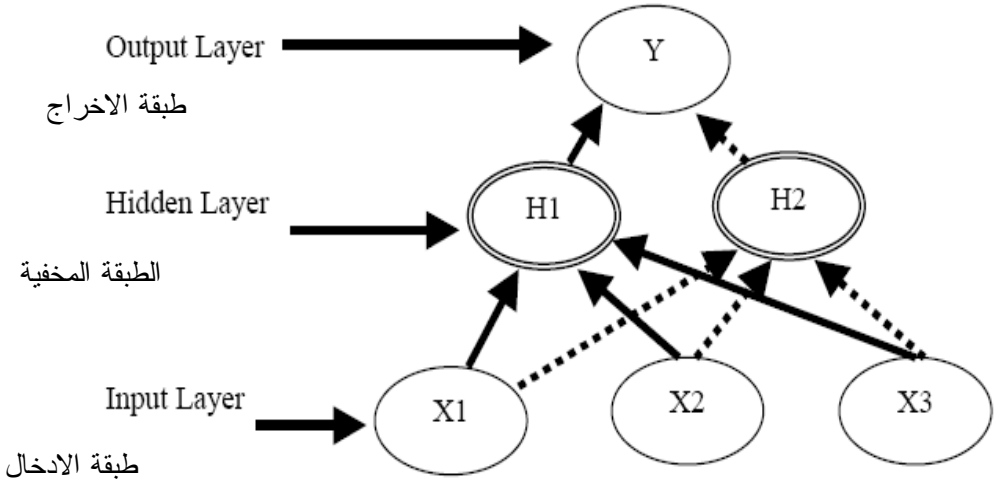
تم تحديد العقد في الطبقة المخفية والذي يتحدد من خلال التدريب والعديد من التجارب الحاسوبية والجدول ٣ يوضح مقدار الخطأ المطلق للشبكة.

**الجدول ٣**
**عدد العقد في الطبقة المخفية**

| معمارية الشبكة | الخطأ المطلق | الخطأ للشبكة |
|---|---|---|
| 3-1-1 | 17.199 | 0.059 |
| 3-2-1 | 15.384 | 0.044 |
| 3-3-1 | 17.242 | 0.051 |
| 3-4-1 | 17.529 | 0.052 |

في هذا الاختبار تم تثبيت عدد مرات التدريب بـ ١٠٠٠٠ مرة، وقيمة متوسط مربعات الخطأ ٠,٠١ ومعدل التعلم للشبكة ٠,٧ويتضح من الجدول أن أقل قيمة للخطأ عند استخدام عصبونين للطبقة المخفية.

تم تدريب شبكة عصبية ذات تغذية أمامية لحين الوصول الى أفضل شبكة عصبية أعطت أقل متوسط مربع للخطأ، والمؤلفة من طبقة إدخال ذات ٣ متغيرات ($X_{10}$ و $X_9$ و $X_7$) وطبقة مخفية واحدة مكونة من عصبونين ($H_1$ و $H_2$) وطبقة إخراج (y) ، وكانت دالة التنشيط المستخدمة هي دالة Sigmoid . والشكل الآتي يوضح الشبكة المستخدمة في التحليل:



**الشكل ٤**
**الشبكة العصبية المستخدمة في تحليل الانحدار**

ويوضح الجدول ٤ معادلة الانحدار وتحليل التبـــاين لطريقـــة الـــشبكات العـــصبية الاصطناعية ذات التغذية الأمامية.

**الجدول ٤**
**معادلة الانحدار بطريقة الشبكات العصبية الاصطناعية**

The regression equation is
output = 60.9 - 0.426 x7 + 0.0909 x9 - 9.16 x10

| Predictor | Coef | SE Coef | T | P | VIF |
|---|---|---|---|---|---|
| Constant | 60.918 | 5.694 | 10.70 | 0.000 | |
| x7 | -0.42610 | 0.08826 | -4.83 | 0.000 | 1.3 |
| x9 | 0.09088 | 0.05428 | 1.67 | 0.001 | 1.3 |
| x10 | -9.161 | 5.010 | -1.83 | 0.074 | 1.1 |

ويلاحظ من قيم VIF في الجدولين ٢ و ٤ بان ليس هناك مشكلة تعـــدد العلاقـــات الخطية لكلتا الطريقتين.

ويوضح الجدول ٥ نتائج تحليل التباين لكل من طريقتي الانحدار المتعدد والـــشبكات العصبية الاصطناعية ذات التغذية الأمامية.

**الجدول ٥**
**تحليل التباين**

**أ. طريقة الانحدار المتعدد**

Analysis of Variance

| Source | DF | SS | MS | F | P |
|---|---|---|---|---|---|
| Regression | 3 | 20737.2 | 6912.4 | 12.98 | 0.000 |
| Residual Error | 49 | 26087.6 | 532.4 | | |
| Total | 52 | 46824.8 | | | |

**ب. طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية**

Analysis of Variance

| Source | DF | SS | MS | F | P |
|---|---|---|---|---|---|
| Regression | 3 | 10144.4 | 3381.5 | 12.87 | 0.000 |
| Residual Error | 49 | 12872.1 | 262.7 | | |
| Total | 52 | 23016.5 | | | |

ومن مقارنة قيم MSe لكلتا الطريقتين يتبين بأن طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية ذات التغذية الأمامية هي الأفضل في تحليل الانحدار المتعدد. وهذا ينسجم مع الحقائق الطبية التي تذكر أن الأمراض السرطانية تنشأ في النخاع العظمي وتسبب احتلال حيز من مساحة النخاع العظمي يجعل الخلايا الطبيعية لا تجد مساحة كافية للتكاثر لإنتاج مكونات الدم من كريات الدم الحمراء أو الصفائح الدموية. ولذلك تتميز كلها بأنها تسبب فقر دم أو ضعف الخلايا المتعادلة ، وبالتالي ضعف في المناعة أو ضعف إنتاج الصفائح الدموية، في كل الأنواع المختلفة للسرطان تمتد يد السرطان الخبيثة الى القسم الخاص إنتاج الخلايا البيضاء فتتكاثر بسرعة وبأعداد كبيرة، فتخرج خلايا بيضاء كثيرة جداً لكنها غير طبيعية فتكون خلايا سرطانية، ولأنها تتجمع وتتراكم بنخاع العظم فإنها تضعف إنتاج الخلايا الأخرى ولأن هذه الخلايا البيضاء غير الطبيعية تزاحم الخلايا الأخرى السليمة وتطغى عليها وتحد من إنتاجها فإننا نتوقع حدوث حالة من الأنيميا بسبب انخفاض الخلايا الحمراء مع ظهور بقع تحت الجلد بسبب انخفاض الصفائح الدموية، وهذا ما يفسر التناسب الطردي للمتغير X9 .

أما بالنسبة للمتغير $X_{10}$ (نوع الخلايا السرطانية الحادة) فإن أنواع سرطانات الدم تنقسم إلى أربعة أنواع رئيسة هي :

سرطان الدم النخاعي الحاد

سرطان الدم الليمفاوي الحاد

سرطان الدم النخاعي المزمن

سرطان الدم الليمفاوي المزمن

السرطان الحاد يعني ذلك أنه يظهر فجأة، ويمكن أن تتدهور الحالة الصحية للمصاب بسرعة اذا لم يعالج في وقت مبكر. إذ إن في اللوكيميا الحادة تكون الخلايا الشاذة قاصرة عن النضج، و تبقى غير بالغة و تستمر في التكاثر و الإحتشاد بالنخاع وتندفع في تطورها بسرعة متزايدة، بحسب الآلية الطبيعية لدورة حياة الخلايا الطبيعية. وهذا ما يفسر العلاقة العكسية للمتغير $X_{10}$ مع نسبة الخلايا السرطانية.

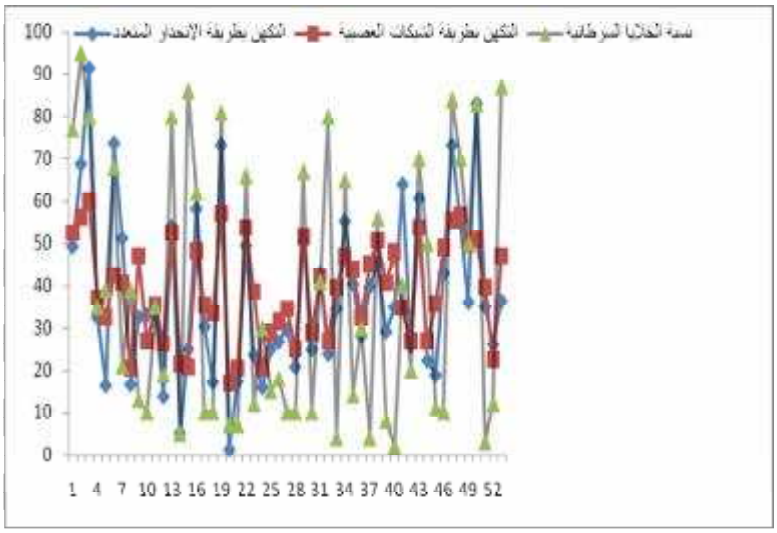
ويوضح الجدول ٧ قيم التكهن للطريقتين. أما الشكل ٥ فيبين رسم قيم التكهن التي تم الحصول عليها للطريقتين.

**الجدول ٧**

**قيم التكهن**

| التكهن بطريقة الانحدار المتعدد | التكهن بطريقة الشبكات العصبية |
|---|---|
| 49.175 | 52.38 |
| 68.5875 | 56.214 |
| 91.3 | 60.048 |
| 32.41 | 7.044 |
| 16.275 | 32.57 |
| 73.6 | 42.368 |
| 51.1 | 40.664 |
| 16.48 | 20.43 |
| 32.4325 | 47.054 |

| التكهن بطريقة الانحدار المتعدد | التكهن بطريقة الشبكات العصبية |
|---|---|
| 32.985 | 26.82 |
| 33.34 | 35.34 |
| 13.6575 | 26.18 |
| 53.85 | 52.38 |
| 4.995 | 21.494 |
| 24.875 | 20.642 |
| 58.1 | 48.12 |
| 30.315 | 35.34 |
| 17.075 | 33.422 |
| 73.1825 | 57.066 |
| 1.2 | 16.808 |
| 17.25 | 20.43 |
| 49.3575 | 53.658 |
| 23.525 | 38.534 |
| 15.875 | 20.43 |
| 24.975 | 28.95 |
| 26.77 | 31.506 |
| 29.625 | 34.488 |
| 20.77 | 25.116 |
| 51.675 | 51.528 |
| 24.9475 | 28.95 |
| 42.875 | 42.156 |
| 23.8 | 26.82 |
| 34.425 | 39.6 |
| 55.14 | 46.842 |
| 40.35 | 43.86 |
| 28.175 | 32.358 |
| 39.7625 | 45.138 |
| 45.375 | 50.676 |
| 29.1825 | 40.664 |
| 34.8 | 47.906 |
| 63.925 | 34.7 |
| 25.725 | 26.82 |
| 60.55 | 53.658 |
| 22.2875 | 26.82 |
| 18.8 | 35.552 |
| 42.8675 | 48.972 |
| 73.15 | 55.362 |
| 54.825 | 56.64 |
| 35.9875 | 49.61 |
| 82.975 | 50.888 |
| 34.975 | 39.6 |
| 26.0975 | 20.56 |




**الشكل ٥**
**قيم التكهن لطريقتي الانحدار المتعدد والشبكات العصبية الاصطناعية**

**الاستنتاجات**

يستنتج من سياق البحث الآتي

١. إن الشبكات العصبية كانت الأفضل من طريقة الانحدار المتدرج، اذ إنها أعطت أقل قيمة لمتوسط مربعات الخطأ.
٢. لاحظنا اختلاف نتائج الشبكات العصبية الاصطناعية عن طريقة الانحدار التدريجي وتبين من خلال ذلك أفضلية الشبكات العصبية، حيث أظهرت نتائجها دقة أكثر في كشف المتغيرات ذات الفروقات غير المعنوية. وتناسبت النتائج مع الحقائق الطبية .

## المراجع

### أولاً - المراجع باللغة العربية


١. الراوي، خاشع محمود، ١٩٨٧، "المدخل الى تحليل الانحدار"، مديرية دار الكتب للطباعة والنشر، جامعة الموصل.
٢. الراوي، عمر فوزي، ٢٠٠٤، استخدام الدالة التمييزية في السيطرة النوعية، رسالة ماجستير غير منشورة، كلية علوم الحاسبات والرياضيات، جامعة الموصل.
٣. شربجي، عبدالرزاق محمد، ١٩٨١، "الانحدار الخطي المتعدد"،مطابع وزارة التعليم العالي والبحث العلمي، جامعة الموصل.
٤. الشكرجي، ذنون يونس، ٢٠٠٥، استخدام مصفوفتي المتغيرات والافراد في التحليل العاملي، رسالة ماجستير غير منشورة، كلية علوم الحاسبات والرياضيات، جامعة الموصل.
٥. الموسوعة الصحية الحديثة www.se77ab.com.


### ثانياً - المراجع باللغة الاجنبية


1. Bruce D. Baker, 1998, ‘A Comparison of Linear Regression and Neural Network Methods for Forecasting Educational Spending’, Department of Teaching and Leadership, 202 Bailey Hall, University of Kansas.
2. Orna Intrator and Nathan Intrator, 2001, “INTERPRETING NEURAL-NETWORK RESULTS: A SIMULATION STUDY”, Brown University, Computer Science Department, February.
3. Wikipedia, The Free Encyclopedia, Stepwise regression, (2008), http://en.wikipedia.org/wiki/Statistics.