الفصل الثاني

الجانب النظري

٢- ١ نماذج دالة التحويل:

٢-١-١ تمهيد:

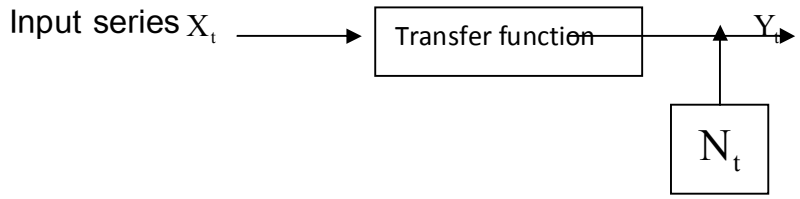
يمكن تجميع طرائق التنبؤ باستخدام تحليل السلاسل الزمنية في أسلوبين أولهما نماذج السلاسل الزمنية احادية المتغيرات، وتعتمد هذه النماذج علي تحليل البيانات التاريخية التي تم أخذها عن المتغير قيد الدراسة بغرض تحديد نمط البيانات وبعد ذلك افتراض أن هذا النمط سيستمر في المستقبل لإعطاء التنبؤات دون أن نستعمل حزمة المعلومات المتوافرة لسلاسل زمنية أخري مرتبطة بها، أما النموذج الثاني فيستخدم متغيرات أخري لوصف سلوك الظاهرة أي أن السلسلة لن تتأثر بقيم ما فيها فحسب بل تتأثر بقيم وحاضر سلاسل زمنية أخري، ومثل هذه النماذج تسمي نماذج السلاسل الزمنية متعددة المتغيرات Multivariate Time Series Models. ومن هذه النماذج نماذج تجمع بين خصائص ARIMA المنفردة وخصائص الانحدار المتعدد Multivariate Regression وتصف هذه النماذج العلاقة الديناميكية الفعالة بين المتغيرات وتسمي هذه النماذج بنماذج دالة التحويل Transfer Function Models.(البدراني ، الحيالي ، ٢٠١٣)

٢-١-٢ مفهوم نموذج دالة التحويل Concept of Transfer Function Model:

نفترض ان لدينا سلسلتين زمنيتين X_t و Y_t ، السلسلة X_t تسمي سلسلة المدخل Input series والسلسلة Y_t تسمي سلسلة المخرج Output series ، وبفرض أن سلسلة المدخل تؤثر علي سلسلة المخرج من خلال علاقة أو دالة تسمي الدالة التحويلية الثنائية ، وتتعرض Y_t بالإضافة الي تأثير X_tلمتغيرات أخري معروفة يضمن تأثيرها كلها فيما يسمي بمتغير الضجة ويرمز له بالرمز N_t .

والشكل (2-1) يوضح نموذج مبسط للدالة التحويلية :

الشكل (2−1): الدالة التحويلية الثنائية



وإذا كانت سلسلة المدخل و سلسلة المخرج غير مستقرة نقوم بتحويلها إلي سلاسل زمنية مستقرة بإجراء أي فروق مطلوبة وأي تحويلات مطلوبة لجعلها مستقرة في المتوسط والتباين.

٢−١−٣ الصيغ الرياضية لنموذج دالة التحويل:

هنالك صيغتان للدالة التحويلية:

الصيغة الأولى:

هذه الصيغة مفيدة في توضيح فكرة الدالة التحويلة الأساسية وتأخذ الشكل التالي:

$$\begin{aligned} Y_t &= \nu_0 X_t + \nu_1 X_{t-1} + ... + \nu_k X_{t-k} + N_t \rightarrow (1-2) \\ &= (\nu_0 + \nu_1 \beta + ... + \nu_K \beta^K) X_t + N_t \\ &= \nu(\beta) X_t + N_t \end{aligned}$$

حيث:

Y_t : سلسلة المخرج

X_t : سلسلة المدخل

N_t : الضجة

K : رتبة الدالة التحويلية

$\nu_1, \nu_2, ...$: أوزان الدالة التحويلية

حيث تشير $\nu(\beta)$ الى دالة التحويل الخاصة بنماذج بوكس- جنكينز حيث أن :

$$\nu(\beta)=\sum_{j=0}^{\infty}\nu_j\beta_j \rightarrow (2-2)$$

إن بوكس–جنكيز قاموا بتسمية النموذج (2-1) بنموذج دالة التحويل لأن السلاسل X_t و N_t تتبع بعض خصائص نماذج ARIMA.

الصيغة الثانية :

يفترض في الصيغة الثانية أنه قد تم اجراء أي فروق مطلوبة وأي تحويلات مطلوبة علي السلاسل N_t, Y_t, X_t لجعلها مستقرة من حيث المتوسط والتباين، حيث يرمز للسلاسل بعد التعديل بـ n_t, y_t, x_t بالترتيب.

وهنالك بعض الصعوبات الموجودة في نموذج دالة التحويل وهي أن المعلومات الموجودة ب y_t, x_t هي محدودة ونهائية ولكن دالة التحويل $\nu(\beta)$ ربما تحتوي على عدد غير محدود من المعلمات وتم وضع الصيغة بحيث تتطلب عدداً أقل من المعلمات خاصة عندما تكون k كبيرة في (2-1).

وفق هذه الصيغة تكون الدالة التحويلية :

$$y_t=\frac{\omega(\beta)}{\delta(\beta)}\beta^b x_t+\frac{\theta(\beta)}{\phi(\beta)}a_t \rightarrow (3-2)$$

أو

$$y_t=\frac{\omega(\beta)}{\delta(\beta)}\beta^b x_t+n_t \rightarrow (4-2)$$

حيث:

$$\omega(\beta)=\omega_0-\omega_1\beta-....-\omega_s\beta^s$$
$$\delta(\beta)=1-\delta_1\beta-...-\delta_r\beta^r$$
$$\theta(\beta)=1-\theta_1\beta-...-\theta_q\beta^q$$
$$\phi(\beta)=1-\phi_1\beta-...-\phi_p\beta^p$$

نلاحظ أن $\delta(\beta)$و $\omega(\beta)$ يحلان محل $\nu(\beta)$ في تحديد العلاقة بين السلسلتين الزمنيتين ، و $\theta(\beta)$و $\phi(\beta)$ مشغلا المتوسط المتحرك و الانحدار الذاتي المطلوبين لتخليص n_t من أثر هاتين العمليتين لتبقي فقط الضجة البيضاء a_t.

أما المعلمات q, p, s, r, b فتفسر كما يلى:

b: تعني أن التأخير delay (الزمن الميت) أو الفترة (عدد الوحدات الزمنية) قبل أن تبدأ x في التأثير على y هو b وحدة زمنية، وعلى هذا فإن سيكون تأثيرها الأول علي y_{t+b} و x_{t-b} تؤثر أولاً على y_t وهكذا.

r:تعني أن y تتأثر بقيمتها السابقة حتى إبطاء r . أي y_t تتأثر ب $y_{t-r},...,y_{t-2},y_{t-1}$.

s: تعني أن القيمة الجديدة ل x ستستمر في التأثير علي y لعدد s من الفترات الزمنية. أو بمعني آخر y_t تتأثر بالقيم من x_{t-b-s} وحتي x_{t-b}.

q: رتبة المتوسط المتحرك.

p : رتبة الانحدار الذاتي.

وبصورة عامة قد تتأثر سلسلة المخرجات بسلاسل مدخلات متعددة فمن السهل توسعة النماذج أحادية الادخال Single-Input series الى نماذج متعددة الإدخال multi-Input series ، بافتراض أن عدد متغيرات الإدخال في النظام هو j فإن نموذج دالة التحويل ذات الإدخال المتعدد هو(البشير، ٢٠١٤) :

$$y_t = \frac{\omega_1(\beta)}{\delta_1(\beta)} + \frac{\omega_2(\beta)}{\delta_2(\beta)} + ... + \frac{\omega_j(\beta)}{\delta_j(\beta)} x_{jt} + \frac{\theta(\beta)}{\phi(\beta)} a_t \rightarrow (5-2)$$

٢-١-٤ أوزان دالة التحويل (دالة الاستجابة النبضة) Impulse Response Function:

يمكن كتابة نموذج دالة التحويل (2-1) بالشكل المختزل التالي :

$$y_t = \nu(\beta) x_t$$

$$\nu(\beta) = \sum_{k=0}^{\infty} \nu_k \beta^k$$

$\nu_0, \nu_1, \nu_2, ..., \nu_k$تعرف على أنها أوزان الدالة التحويلية (دالة الاستجابة النبضية) لسلسلة المدخل x_t وتمثل هذه الأوزان الأثر الذى يحدث على y_t نتيجة لتغير x_t بوحدة واحدة.

هذه الأوزان تزودنا بمقياس لكيفية تأثير سلسلة الإدخال في سلسلة الإخراج ويرتبط الوزن ب (التأخير الزمني) بمعني آخر أن ν_0 مقياس لكيفية تأثير الاستجابة النبضية الحالية لسلسلة المخرجات بالقيمة الحالية لسلسلة المدخلات ، ν_1مقياس لكيفية تأثير الاستجابة النبضية الحالية لسلسلة المخرج بقيمة سلسلة المدخل لفترة زمنية واحدة، ، ν_2مقياس لكيفية تأثير الاستجابة النبضية الحالية لسلسلة المخرج بقيمة سلسلة المدخل لفترتين زمنيتين ...الخ.

يسمي نموذج دالة التحويل بالنموذج الثابت إذا كانت سلسلة أوزان الاستجابة النبضية قابلة للجمع المطلق أي أن:

$$\sum_{k=0}^{\infty} |\nu_k| < \infty$$

ويسمي بالنموذج السببي (causal) إذا كانت $\nu_k = 0$لجميع قيم $k < 0$ ، وعليه فإن النظام لا يستجيب لسلسلة المدخل حتي يتم تطبيقها علي النظام فعليا. (A.Yaffee ,Robert , 2008)

٢-١-٥ دالة الارتباط التقاطعي :

في نموذج ARIMA المنفرد يعتبر معامل الارتباط الذاتي المفتاح الرئيسي لأنه يساعد في تحديد شكل النموذج، وفي نموذج دالة التحويل يؤدي الارتباط الذاتي دوراً ثانوياً، بينما يؤدي الارتباطالتقاطعي في نموذج دالة التحويل دوراً رئيسياً حيث أنه يقيس الارتباط بين السلسلتين الزمنيتين سلسلة المدخل وسلسلة المخرج من جانب قوة العلاقة بين السلسلتين ومن جانب اتجاه العلاقة ، والارتباط التقاطعي لا يقيس قوة واتجاه العلاقة بين السلسلتين فحسب بل يوضح الصورة الكاملة للعلاقة بين سلسلة المدخل والمخرج خلال الفترات الزمنية المختلفة.

إذا كان لدينا سلسلة المخرج y_t وسلسلة المدخل x_t حيث أن $t = 0, \pm1, \pm2, \pm3, \ldots$ فإن التغاير المقطعي (Cross covariance) بين y, x بإبطاء k ويرمز له بالرمز $C_{xy}(k)$ هو (Douglas , 2008):

$$C_{xy}(k) = E\left[(x_t - m_x)(y_{t+k} - m_y)\right] \rightarrow (6-2)$$
$$k = 0, \pm1, \pm2, \ldots$$
$$m_x = E(x_t)$$
$$m_y = E(y_t)$$

فإن الارتباط التقاطعي هو :

$$\rho_{xy} = \frac{C_{xy}}{\sigma_x \sigma_y} \rightarrow (7\text{-}2)$$

حيث :

ρ_{xy} : الارتباط التقاطعي

C_{xy} : التغاير التقاطعي

$\sigma_x \sigma_y$: الانحرافات المعيارية للسلسلتين x و y .

٢-١-٦ العلاقة بين نموذج دالة التحويل ودالة الارتباط الذاتي :

يمكن كتابة نموذج دالة التحويل عند الزمن (t+k) بالصيغة التالية :

$$y_{t+k} = \nu_0 x_{t+k} + \nu_1 x_{t+k-1} + \nu_2 x_{t+k-2} + \ldots + n_{t+k} \rightarrow (8\text{-}2)$$

بوضع $m_x = 0$, $m_y = 0$

وبضرب x_t في طرفي النموذج (2-8) وبعد أخذ التوقع يصبح لدينا :

$$C_{xy}(k) = \nu_0 C_{xy}(k) + \nu_1 C_{xx}(k-1) + \ldots \rightarrow (9\text{-}2)$$

بوضع $C_{xn}(k) = 0$ for all k يصبح لدينا :

$$\rho_{xy}(k) = \frac{\sigma_x}{\sigma_y}\left[\nu_0 \rho_x(k) + \nu_1 \rho_x(k-1) + \nu_2 \rho_x(k-2) + \ldots.\right] \rightarrow (10\text{-}2)$$

اذا كانت سلسلة المدخل هي ضوضاء بيضاء إذن :

$$\rho_x(k) = 0 \text{ for } k \neq 0$$

عليه فإن أوزان الدالة التحويلية ν_k تعطي بالصيغة التالية :

$$\nu_k = \frac{\rho_{xy}(k)\ \sigma_y}{\sigma_x} \rightarrow (11\text{-}2)$$

حيث :

ν_k : أوزان الدالة التحويلية

$\rho_{xy}(k)$: الارتباط التقاطعي بين السلسلتين x , y

σ_x ، σ_y الانحرافات المعيارية للسلسلتين x , y

إذن فإن دالة الاستجابة النبضية تتناسب مع دالة الارتباط التقاطعي في نموذج دالة التحويل. (A. Yaffee , Robert 2008)

٢-١-٧ مراحل بناء نموذج دالة التحويل:

تمر عملية بناء نموذج الدالة التحويلية بنفس مراحل بناء نموذج أريما ، وهي تحديد النموذج وتقدير المعلمات واجراء اختبار تشخيصي للنموذج مع الفارق في ان المرحلة تمر أيضا بعملية تنقية مكثفة للسلسلتين الزمنيتين من المؤثرات المعروفة .

فاذا كانت كل من سلسلة المدخل x_t وسلسلة المخرج y_t بشكلها الخام فإن خطوات بناء نموذج الدالة التحويلية يمكن تلخيصها في الخطوات التالية :

2-١-٧-١ تجهيز سلسلة المدخل x_t وسلسلة المخرج y_t :

ويعني ذلك اجراء الفروق اللازمة لتحقيق الاستقرار في المتوسط ، واجراء التحويلات اللازمة لتحقيق الاستقرار في التباين . كذلك تتم في هذه الخطوة إزالة أي تأثير موسمي من السلسلتين إن وجد .(بري ، ٢٠٠٢)

٢-١-٧-٢اجراء تبيض مسبق Prewhitening لكل من سلسلة المدخل وسلسلة المخرج :

تبيض السلسلة x_t يقصد به بناء نموذج أريما يمثلها وتطبيقه علي x_t للحصول سلسلة البواقي α_t وذلك كالاتي

نفترض أن لدينا سلسلة المدخل x_t ونموذج ARIMA لها كالتالي :

$$\phi_x(\beta)x_t = \theta_x(\beta)\alpha_t \rightarrow (12-2)$$

حيث أن α_t ضجة بيضاء إذن :

$$\alpha_t = \frac{\phi_x(\beta)}{\theta_x(\beta)}x_t \rightarrow (13-2)$$

تسمي سلسلة المدخل α_t بالسلسلة المبيضة .

كذلك سوف يتم تبيض سلسلة المخرج y_t بنفس الطريقة وكما يلي :

$$\beta_t = \frac{\phi_x(\beta)}{\theta_x(\beta)} x_t \rightarrow (14-2)$$

الهدف من ذلك التبيض هو تنقية السلاسل الزمنية x_t, y_t بإزالة أي نمط معروف ناتج عن عملية انحدار ذاتي أو متوسط متحرك ، فلاتبقي فيها سوي ضجة بيضاء هي α_t ، β_t .

وستكون العلاقة بين α_t و β_t خالية من تأثيرات عمليات الانحدار الذاتي والمتوسط المتحرك .

٢-١-٧-٣ حساب الارتباطات التقاطعية:

في هذه الخطوة نحسب الارتباطات التقاطعية بين سلسلة المدخل α_t وسلسلة المخرج β_t بإبطاءات مختلفة بين α_t ، β_t .

إن الارتباط التقاطعي بإبطاء k بين α_t ، β_t يعطي بالصيغة التالية :

$$\rho_{\alpha_t \beta_t} = \frac{C_{\alpha_t \beta_t}}{\sigma_{\alpha_t} \sigma_{\beta_t}} \rightarrow (15\text{-}2)$$

حيث :

$\rho_{\alpha_t \beta_t}$: الارتباط التقاطعي بين السلسلتين α_t ، β_t .

$C_{\alpha_t \beta_t}$:التغاير التقاطعي بين α_t ، β_t .

$\sigma_{\alpha_t}, \sigma_{\beta_t}$: الانحرافات المعيارية للسلسلتين α_t ، β_t .

ويعطي في الواقع الارتباط بين قيم α_t في الزمن t وقيم β_t التي تبعد عنها زمنيا ب k وحدة في الزمن $t+k$.

إذا كان السلسلتان ضجة بيضاء فإن الارتباط المقطعي سيكون متوسطه صفر وتباينه $\frac{1}{n}$. أما اذا كانت احداهما فقط ضجة بيضاء ، فإن الخطأ المعياري (١٩٤٦) Barilet للارتباط المقطعي بإبطاء k يكون تقريبا $\sqrt{\frac{1}{n-k}}$.

٢-١-٧-٤ تقدير مباشر لأوزان الدالة التحويلية:

يقصد بالأوزان هنا $\nu_1,\nu_2,...,\nu_n$ في النموذج (2-1) .

يمكن كتابة النموذج (2-1) بدلالة السلاسل x,y,n التي أجريت عليها الفروق لجعلها مستقرة (بافتراض $b=0$) كالتالي :

$$y_t = \nu(\beta)x_t + n_t \quad \rightarrow (16-2)$$

إذا قمنا بتبيض السلاسل الثلاث باستخدام التحويلة $\frac{\phi_x(\beta)}{\theta_x(\beta)}$ أي وضعنا :

$$\frac{\phi_x(\beta)}{\theta_x(\beta)}y_t = \nu(\beta)\frac{\phi_x(\beta)}{\theta_x(\beta)}x_t + \frac{\phi_x(\beta)}{\theta_x(\beta)}n_t$$

نتحصل علي :

$$\beta_t = \nu(\beta)\alpha_t + a'_t$$

بضرب الطرفين في α_{t-k} وأخذ التوقع يصبح لدينا كالتالي :

$$\mathrm{E}(\alpha_{t-k}\beta_t) = \nu_0\mathrm{E}(\alpha_{t-k}\alpha_t) + \nu_1\mathrm{E}(\alpha_{t-k}\alpha_{t-1}) + ... + \nu_k\mathrm{E}(\alpha_{t-k}\alpha_{t-k}) + \mathrm{E}(\alpha_{t-k}a_t)$$

وبما أن الضجة a يفترض أنها مستقلة عن α ، وبما أن $\alpha's$ مستقلة عن بعضها البعض ، فإن جميع الحدود في الطرف الأيمن ستكون أصفارا ما عدا الحد قبل الأخير حيث يساوي تباين α مضروبا في ν_k . أما الطرف الأيسر فهو التغاير المقطعي وبالتالي :

$$\nu_k = \frac{C_{\alpha\beta}(K)}{\sigma_\alpha{}^2} = \frac{C_{\alpha\beta}(K)\sigma_\beta}{\sigma_\beta\sigma_\alpha\sigma_\alpha}$$

$$\nu_k = \frac{C_{\alpha\beta}(K)}{\sigma_\alpha{}^2} = \frac{C_{\alpha\beta}(K)\sigma_\beta}{\sigma_\beta\sigma_\alpha\sigma_\alpha}$$

$$\nu_k = \frac{\rho_{\alpha\beta}(K)\sigma_\beta}{\sigma_\alpha} \quad \rightarrow (18-2)$$

حيث :

ν_k : أوزان الدالة التحويلية .

$\rho_{\alpha\beta}(K)$: الارتباط التقاطعي بين السلسلتين α_t و β_t .

σ_β : الانحراف المعياري للسلسلة α_t .

σ_α : الانحراف المعياري للسلسلة β_t .

وبالتالي يمكن تقدير الوزن ذو الرتبة k بضرب مقدر الارتباط المقطعي بين α_t و β_t في الانحراف المعياري للسلسلة β_t والقسمة علي الانحراف المعياري للسلسلة α_t. (A.Yafee,Robert,2008)

2-١-٧-٥ تحديد القيم r,s,b لنموذج الدالة التحويلية:

إن تحديد القيم r,s,b ليس سهلا ، ولكن يمكن الإستهداء ببعض القواعد عند تحديد هذه القيم وهي :

- لتحديد القيمة b (الزمن الميت) ننظرإلي قيم أوزان الدالة التحويلية التي تحسب من المعادلة (2-17) في الخطوة السابقة ،حيث أن b تساوي عدد الأوزان التي تساوي صفرا بعد الوزن v_0 .(الموسوي،لفتة،٢٠١٢)
- نفحص الارتباطات الذاتية المقطعية التي تحسب من المعادلة (2-15) :

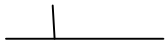
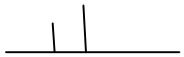
١- فإذا كانت الارتباطات المقطعية غير معنوية حتي الإبطاء m حيث أصبحت معنوية نأخذ $b=m$.

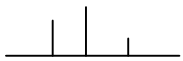
٢- إذا لم يكن هناك نمطا معينا للارتباطات المقطعية بعد الإبطاء m وحتي الإبطاء $m+a$ نضع $s=a$.

٣- إذا ظهر نمط محدد بعد $m+a$ وحتي $m+a+c$ نضع $r=c$. (البشير، ٢٠١٤)

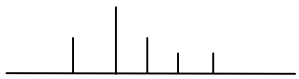
إن تطبيق هذه القاعدة لا يتوقع أن يكون سهلا أو واضحا ، فإذا تعذر تحديد القيم يمكن تجربة عدة مجموعة من القيم واختيار المجموعة التي تعطي أقل خطأ وفق معيار مناسب مثلا متوسط مربعات الخطأ .بافتراض أنه تم تحديد هذه القيم وكانت قيمة $r=0$ فإن صيغة وشكل نموذج الدالة التحويلية ستكون كما يلي (A.Yaffe,Robert,2008) :

جدول (2-1) صيغ وأشكال نموذج الدالة التحويلية عندما $r=0$

القيم	صيغة نموذج الدالة التحويلية	شكل نموذج الدالة التحويلية
$(b=2,r=0,s=0)$	$v(\beta)x_t=\omega_0 x_{t-2}$	
$(b=2,r=0,s=1)$	$v(\beta)x_t=(\omega_0-\omega_1\beta)x_{t-2}$	

$(b=2,r=0,s=2)$	$\nu(\beta)x_t=(\omega_0-\omega_1\beta-\omega_2\beta^2)x_{t-2}$	

جدول (٢-٢) صيغ وأشكال نموذج الدالة التحويلية عندما $r=1$

القيم	صيغة نموذج الدالة التحويلية	شكل نموذج الدالة التحويلية
$(b=2,r=1,s=0)$	$\nu(\beta)=\frac{\omega_0}{(1-\delta_1\beta)}x_{t-2}$	
$(b=2,r=1,s=1)$	$\nu(\beta)=\frac{(\omega_0-\omega_1\beta)}{(1-\delta_1\beta)}x_{t-2}$	
$(b=2,r=1,s=2)$	$\nu(\beta)=\frac{(\omega_0-\omega_1\beta-\omega_2\beta^2)}{(1-\delta_1\beta)}x_{t-2}$	

٢-١-٧-٦ تقدير مبدئي للضجة n_t:

بعد عملية تقدير الأوزان $\nu_1,\nu_2,....$باستخدام المعادلة (٢-١٧) في الخطوة الرابعة يمكن بالنظر الي النموذج (٢-١٦) تقدير الضجة n_t من التالي :

$$n_t=y_t-\nu(\beta)x_t \rightarrow (18\text{-}2)$$
$$=\mathrm{y_t}-\nu_0x_t-\nu_1x_{t-1}-....-\nu_gx_{t-g}$$

حيث gقيمة عملية مناسبة يحددها صاحب النموذج .

٢-١-٧-٧ تحديد q_n,p_n لنموذج أريما ل $n_t\ ARIMA(p_{0,0,}q_0)$

لسلسلة n_tالمقدرة في الخطوة السابقة (٢-١٨) نختار نموذج أريما مناسب للضجة مثلا :

$$\phi_n(\beta)n_t=\theta_n(\beta)a_t$$

حيث استخدم المؤشر nليذكر بأن السلسلة هي سلسلة الضجة n_t .(البشير،٢٠١٤)

٢-١-٧-٨ تقدير معلمات نموذج الدالة التحويلية:

بعد أن تم التعرف علي شكل نموذج الدالة التحويلية ، يتم في هذه الخطوة تقدير جميع المعلمات الموجودة في النموذج (2-3) وذلك كالتالي:

$$y_t = \frac{\omega(\beta)}{\delta(\beta)} x_{t-b} + \frac{\theta(\beta)}{\phi(\beta)} a_t \quad \rightarrow (19\text{-}2)$$

من النموذج أعلاه نحتاج لتقدير المعلمات التالية :

$\delta=(\delta_1,.....,\delta_r)'$
$\omega=(\omega_0,.....,\omega_s)'$
$\phi=(\phi_1,.....,\phi_p)'$
$\theta=(\theta_1,.....,\theta_q)'$

بعد ضرب $\delta(\beta)\phi(\beta)$ في النموذج (2-19) يمكن كتابة النموذج كالتالي :

$$\delta(\beta)\phi(\beta)y_t = \phi(\beta)\omega(\beta)x_{t-b} + \delta(\beta)\theta(\beta)a_t \quad \rightarrow (20\text{-}2)$$

نفرض أن :

$$c(\beta) = \delta(\beta)\phi(\beta)$$
$$= (1\text{-}\delta_1\beta - ..... - \delta_r\beta^r)(1 - \phi_1\beta - ..... - \phi_p\beta^p)$$
$$= (1\text{-}c_1\beta - c_2\beta^2 \text{-}.....\text{-}c_{p+r}\beta^{p+r})$$
$$d(\beta) = \phi(\beta)\omega(\beta)$$
$$= (1\text{-}\phi_1\beta - ..... - \phi_p\beta^p)(\omega_0 \text{-} \omega_1\beta - ..... - \omega_s\beta^s)$$
$$= (d_0\text{-}d_1\beta - d_2\beta^2 \text{-} .....\text{-}d_{p+s}\beta^{p+s})$$
$$e(\beta) = \delta(\beta)\theta(\beta)$$
$$= (1\text{-}\delta_1\beta\text{-}.....\text{-}\delta_r\beta^r)(1\text{-}\theta_1\beta - ..... - \theta_q\beta^q)$$
$$= (1\text{-}e_1\beta - e_2\beta^2 \text{-}.....\text{-}e_{r+p}\beta^{r+p})$$

نضع هذه الافتراضات في (2-٢٠) يصبح لدينا كالتالي :

$$c(\beta)y_t = d(\beta)x_{t-b} + e(\beta)a_t \quad \rightarrow (21\text{-}2)$$

عليه فإن :

$$a_t = y_t - c_1 y_{t-1} - ..... - c_{p+r} y_{t-p-r} - d_0 x_{t-b} + d_1 x_{t-b-1} + ... + d_{p+s} x_{t-b-p-s} + e_1 a_{t-1} + ... + e_{r+q} a_{t-r-q}$$

حيث أن c_i, d_j, e_k هي دوال في $\theta_l, \phi_k, \omega_j, \delta_i$ ، وحد الخطأ يتوزع طبيعيا بمتوسط صفر وتباين σ^2 .

ألان يتم تقدير متجه المعلمات $(\delta, \omega, \phi, \theta)$ باستخدام دالة الترجيح الأعظم الشرطية وهي احدي الطرائق لتقدير المعلمات وذلك كالتالي :

$$L(\delta, \omega, \phi, \theta, \sigma_a^2 / b, x, y, x_0, y_0, a_0) = (2\pi\sigma_a^2)^{-\frac{n}{2}} e^{-(\frac{1}{2}\sigma_a^2 \sum_{t=1}^{n} a_t^2)} \quad \rightarrow (22-2)$$

حيث a_0, y_0, x_0 قيم ابتدائية لحساب a_t .(حياوي،اسماعيل،٢٠١٢)

2-١-٧-٩ تشخيص النموذج:

بعد أن تم تحديد شكل نموذج الدالة التحويلية وتقدير جميع معلماته ، لابد من اختبار النموذج للتأكد من صحته واستخدامه في التنبؤ . ويتطلب ذلك فحص البواقي النهائية للنموذج e_t والبواقي للسلسلة المبيضة α_t وفي هذه الخطوة نتأكد من التالي :

- جميع الارتباطات الذاتية والذاتية الجزئية صغيرة وعشوائية (من خلال رسمها أو استخدام اختبار مثل اختبار بوكس – لوجنق).
- الارتباطات المقطعية بين البواقي e_t والسلسلة المبيضة α_t غير معنوية .

والصيغة الرياضية بوكس-لوجنق لاختبار أن الارتباطات الذاتية بانها صغيرة وعشوائية كالأتي :

$$\varphi^* = n(n+2)\sum_{k=1}^{K}(n-K)^{-1} r_k^2(\hat{\alpha}) \quad \rightarrow (23\text{-}2)$$

حيث :

φ^* : قيمة اختبار بوكس –لوجنق .

n : عدد المشاهدات في السلسلة .

K : عدد الإبطاءات للارتباطات الذاتية .

r_k^2 : قيم الارتباطات .

$\hat{\alpha}$: قيم السلسلة المبيضة .

اذا كان النموذج المقدر غير ملائم بعد فحصه ربما نتج ذلك من أحد السببين التاليين :

- دالة التحويل $\nu(\beta)$ غير صحيحة حتي وإن كان نموذج الضجة لسلسلة المدخل والمخرج مناسب .
- دالة التحويل $\nu(\beta)$ صحيحة ونموذج الضجة لسلسلة المدخل والمخرج غير ملائم لهذه السلاسل (A.Yaffee,Robert,2008)

٢-١-٧-١٠ التنبؤ:

بعد أن تتاكد من أن النموذج ملائم ويتصف بالدقة في الخطوة السابقة ، يمكن استخدام هذا النموذج في التنبؤ بسلسلة المخرج y_t في المستقبل اعتمادا علي بيانات الماضي لكل من سلسلة المدخل x_t وسلسلة المخرج y_t .

توجد معايير لاختبار الدقة التنبؤية لنموذج دالة التحويل المقدر منها معيار متوسط مربعات الخطأ MSE ومتوسط الخطأ المطلق MAE ومعدل متوسط الأخطاء المطلقة MAPE ، وهذه المعايير تعطي أفضلية للنموذج الذي يعطيها أقل قيمة .

والصيغ الرياضية لهذه المعايير كمايلي(حياوي ،،محمد ، ٢٠١٢) :

$$MSE = \sum_{t=1}^{n} \frac{\left(y_t - \hat{y}_t \right)^2}{\text{n}} \rightarrow (24\text{-}2)$$

$$\text{MAE} = \sum_{t=1}^{\text{n}} \frac{\left| y_t - \hat{y}_t \right|}{\text{n}} \rightarrow (25\text{-}2)$$

$$\text{MAPE} = \sum_{t=1}^{\text{n}} \frac{\left| y_t - \hat{y}_t \right|}{y_t} / n \rightarrow (26\text{-}2)$$

حيث :

y_t : القيم الأصلية لسلسلة المخرج .

$\hat{y}_t$: القيم التنبؤية لسلسلة المخرج .

n : عدد المشاهدات في السلسلة .

إذا كان لدينا x_t هي سلسلة المدخل وكانت السلسلة مستقرة ، و y_t هي سلسلة المخرج وكانت أيضا مستقرة ، وكان نموذج دالة التحويل معطي بالصيغة $(2-3)$ كمايلي(A.Yaffe , Robert , 2008) :

$$y_t = \frac{\omega(\beta)}{\delta(\beta)} \beta^b x_t + \frac{\theta(\beta)}{\phi(\beta)} a_t \rightarrow (3-2)$$

وكانت :

$$\phi_x(\beta) x_t = \theta(\beta) \alpha_t$$

حيث أن $\theta_x, \phi(\beta), \theta(\beta), \delta(\beta), \omega(\beta)$ متعدد حدود منتهي في β .

وكانت جذور هذه المعلمات كمايلي :

$\delta(\beta)=0$
$\theta(\beta)=0$
$\phi(\beta)=0$
$\phi_x=0$
$\theta_x=0$

وهي خارج دائرة الوحدة .

وبما أن a_t,α_t مستقلة فإن :

$$\therefore \mathrm{E}(a_t,\alpha_t)=0$$

$$\nu(a_t)=\sigma_a{}^2\ ,\ \nu(\alpha_t)=\sigma_\alpha{}^2$$

نضع :

$$u(\beta)=\frac{\omega(\beta)\beta^b\theta_x(\beta)}{\delta(\beta)\phi_x(\beta)}=u_0+u_1\beta+u_2\beta^2$$

$$\psi(\beta)=\frac{\theta(\beta)}{\phi(\beta)}=1+\psi_1\beta+\psi_2\beta^2+\ldots$$

$$\therefore\ \mathrm{y_t}=u(\beta)\alpha_t+\psi(\beta)a_t=\sum_{j=0}^{\infty}u_j\alpha_{t-j}+\sum_{j=0}^{\infty}\psi_j a_{t-j}\ \ \rightarrow(27-2)$$

إذا كان :

$$\psi_0=1\ \ \rightarrow\ \mathrm{y_{t+1}}=\sum_{j=0}^{\infty}u_j\alpha_{t+1-j}+\sum_{j=0}^{\infty}\psi_j a_{t+1-j}$$

نضع :

$$\hat{y}_t(i) = \sum_{j=0}^{\infty} \overset{*}{u}_{i+j}\, \alpha_{t-j} + \sum_{j=0}^{\infty} \overset{*}{\psi}_{i+j}\, a_{t-j}$$

$$y_{t+1} - \hat{y}_t(i) = \sum_{j=0}^{j-1} \left[u_j \alpha_{t+1-j} + \psi_j a_{t+1-j} \right] - \sum_{j=0}^{\infty} \left[\overset{*}{u}_{i+j} - u_{i+j} \right] \alpha_{t-j} - \sum_{j=0}^{\infty} \left[\overset{*}{\psi}_{i+j} - \psi_{i+j} \right] a_{t-j}$$

ومتوسط مربعات الخطأ من صيغة التنبؤ أعلاه يكون كالتالي :

$$MSE = \mathrm{E}(y_{t+1} - \hat{y}_t(i))^2 = \sum_{j=0}^{j-1} (\sigma_a{}^2 u^2{}_j + \sigma_a{}^2 \psi_j{}^2) + \sum_{j=0}^{\infty} \sigma_a{}^2 (\overset{*}{u}_{i+j} - u_{i+j})^2 + \sum_{j=0}^{\infty} \sigma_a{}^2 (\overset{*}{\psi}_{i+j} - \psi_{i+j})^2 \quad \rightarrow (28\text{-}2)$$

وإذا كان التنبؤ دقيق جدا فإن الفرق التالي سيكون صغير جدا أو يساوي الصفر

$$\overset{*}{u}_{i+j} - u_{i+j} \approx 0$$

$$\therefore \ \overset{*}{u}_{i+j} = u_{i+j}$$

$$\overset{*}{\psi}_{i+j} - \psi_{i+j} \approx 0$$

$$\therefore \ \overset{*}{\psi}_{i+j} = \psi_{i+j}$$

$$\therefore \ \mathrm{E}(y_{t+1} - \hat{y}_t(i)) = 0 \quad \rightarrow (29\text{-}2)$$

أي أن المقدر غير متحيز .

وتباين المقدر هو :

$$v(I) = \mathrm{E}(y_{t+1} - \hat{y}_t(i))^2 = \sigma_a{}^2 \left[\sum_{j=0}^{j-1} u^2{}_j + \sum_{j=0}^{j-1} \psi_j{}^2 \right] \quad \rightarrow (30\text{-}2)$$

٢-٢ نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية

٢-٢-١ الشبكة العصبية البيولوجية الاصطناعية Biological and Artificial Neural Network

يتكون المخ من مجموعة من الخلايا العصبية تسمى عصبونات وتنتشر هذه الخلايا في مجموعات تسمي شبكات وكل شبكة تتكون من عدة ألاف من الخلايا العصبية المتصلة أو المتشابهه فيما بينها وهذه الخلايا العصبية أو الشبكات العصبية هي التي تمكن المخ من أداء وظائفه من تفكير وتذكر وغيره.

الخلية العصبية أو العصبون عبارة عن وحدة معالجة بها نواة في المنتصف ولها بعض النهايات العصبية وهي المسئولة عن المدخلات للخلية وكذلك يوجد بالخلية موصل طرفي مسئول عن المخرجات ، وهذه النهايات الطرفية مندمج معها النهايات العصبية للخلية الثانية فيما يعرف بنقطة الإشتباك ، وتنتقل الإشارة من عصبون إلى آخر عن طريق تفاعلات كهروكيميائية ، ويقوم المخ عن طريق هذه الإتصالات والتفاعلات بمعالجة المعلومات بشكل متوازي أي في نفس اللحظة ، ومن خلال هذه الخلايا العصبية يتم تخزين المعرفة عن العالم الخارجي في العقل البشرى ونتيجة لذلك يمون للشبكات العصبية المقدرة علي التعلم من خلال الخبرة.

ومن خلال عمل الشبكات العصبية البيولوجية تم إستيحاء فكرة الشبكات العصبية الإصطناعية وذلك عن طريق تقليد الشبكة العصبية البيولوجية في الحاسب فيما يعرف بالشبكة العصبية الإصطناعية، وتم تصميم نماذج محاكاة للطريقة التى يعمل بها مخ الإنسان باستخدام الحاسوب لتعمل علي حل بعض المسائل التى تستخدم الطرق التقليدية لحلها.

بدأ الإهتمام فعلياً بالشبكات العصبية الإصطناعية منذ العام ١٩٤٣م عندما قام العالمان (Pitts &WorrenMeculloch) بتصميم المفهوم العام للشبكات العصبية الإصطناعية وبينا كيفية عمل العصبونات البسيطة، وفي العام ١٩٤٩م وضع العالم (Donald Hebb)أول قانون لتعلم الشبكات العصبية، وإزداد الاهتمام بصورة أكبر خلال فترة الستينات وفي السبعينات والثمانينيات بدأت تظهر التطبيقات العملية

للشبكات في حل كثير من المسائل وتوسعت التطبيقات للشبكة العصبية الاصطناعية في الوقت الحالي لتغطي مجالات مختلفة وواسعة في الحياة العملية.(بورا ، ٢٠٠٢)

٢-٢-٢ تعريف الشبكات العصبية الاصطناعية :

الفكرة الاساسية لهذا الاسلوب هو انشاء نموذج معلومات يحاكي النظام البايولوجي العصبي وان المفتاح الاساسي لهذا النموذج هو بناء هيكل جديد لنظام معالجة المعلومات الذي يقوم بربط وتنظيم العديد من عناصر المعالجة المرتبطه مع بعضها وهي العصبونات التي تعمل بشكل متناسق لحل المشكلة قيد الدراسة .

إن الشبكات العصبية الاصطناعية تتعلم بطريقة تشابه تعلم الانسان من خلال الامثلة والتدريب، والشبكات العصبية تُهيأ وتنظم لتطبيقات محددة مثل نموذج التمييز والادراك او تصنيف البيانات من خلال عملية التعلم . والتعلم في النظام البيولوجي يستخدم تكييف نقاط الاشتباك العصبي بين العصبونات وهذه هي الفكرة الجوهرية في عمل الشبكات العصبية .

وردت عدة تعريفات للشبكة العصبونية منها :

- هي تقنيات حسابية مصممة لمحاكاة الطريقة التي يؤدى بها الدماغ البشري مهمة معينة ،وذلك عن طريق معالجة ضخمة موزعة علي التوازي ومكونة من وحدات معالجة بسيطة هذه الوحدات عبارة عن عصبونات او عُقد والتي لها خاصية عصبية ، حيث انها تقوم بتخزين المعرفة العلمية والمعلومات التجريبية لجعلها متاحة للاستخدام وذلك عن طريق ضبط الاوزان (Makridakis,S.CWheelwright,k.gHynoman,1998).
- هي محاولة رياضية برمجية لمحاكاة طريقة عمل الدماغ البشري ، وهي عبارة عن مجموعة مترابطة من عصبونات افتراضية تعمل عمل العصبون البايولوجي تستخدم لمعالجة المعلومات بناءً علي الطريقة الاتصالية في الحاسوب .
- عرفها دونالندهيب بأنها : عناصر معالجة بسيطة تقوم بعمل بسيط والعمل الكلي للشبكة يتحدد من خلال الاتصالات بين هذه العناصر والتي تدعي بالعصبونات وموشراتها .

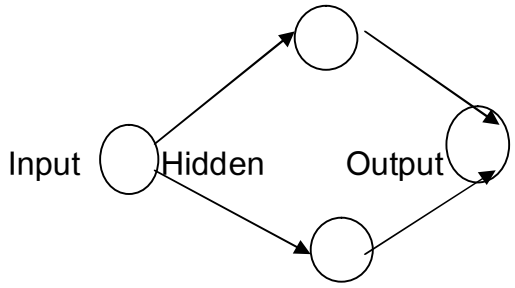
- هي نموذج حسابي مبني علي خواص الشبكة العصبية الحيوية ويتكون من وحدات مترابطه بروابط اعتمادية.(يعقوب،٢٠٠٩)
- هي نظام معالجة معلومات تستند الي نماذج رياضية بسيطة لها مميزات اداء معينة باسلوب يحاكي الخلية العصبية البايولوجية وهي احد النماذج غير الخطية .

٢-٢-٣ أنواع الشبكات العصبية الاصطناعية

١. شبكات امامية Feed forward :

في هذه الشبكات يتم الاتصال بحيث تتدفق باتجاه واحد ويتم ذلك من خلايا الدخل الي خلايا الخرج .

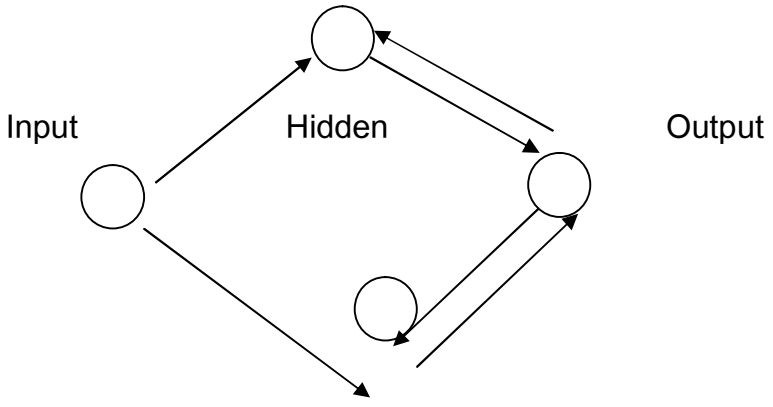
الشكل (2-2):الشبكة الامامية



٢. شبكات ارجاعيةRecurrent :

في هذه الشبكات يتم الاتصال بحيث تتدفق باتجاهين امامي وخلفي ، وتنقسم الشبكات الارجاعية الي شبكات ارجاعية تامة وارجاعية جزيئة .

الشكل (2-3):الشبكة الارجاعية



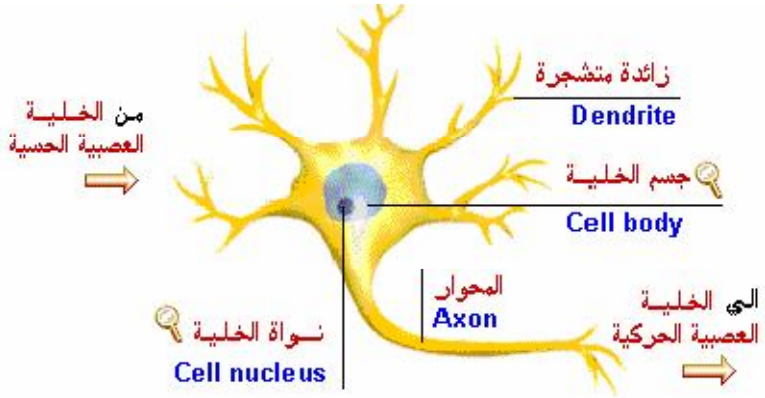
٢-٢-٤ المصطلحات الاحصائية ومصطلحات الشبكات العصبية الاصطناعية

- المتغيرات المستقلة تقابلها المدخلات .
- القيم المتنبأ بها تقابلها المخرجات .
- البواقي تسمي الأخطاء .
- المتغيرات التابعة تقابلها قيم التدريب .
- التقدير يسمي التدريب او التعلم .
- معيار التقدير يسمي بدالة الخطأ .
- المشاهدات تسمي أزواج التدريب .
- تقديرات المعلمة تسمي الأوزان .
- التفاعلات تسمي عصوبات الرتبة العليا .
- التحويلات تسمي الوصلات الوظيفية .
- الانحدار وتحليل التميز تسمي التعلم الموجه .
- تقليل البيانات تسمي التعلم الذاتي أو الاتجاه الذاتي .
- التحليل العنقودي تسمي بالتعلم التنافسي .
- المتغيرات الداخلة والخارجة تسمي التعميم .(يعقوب ، ٢٠٠٩)

٢-٢-٥ الخلية العصبية الحيوية والاصطناعية

تعمل المسارات العصبية علي ارسال واستقبال ومعالجة الاشارات الالكتروكيميائية في جسم الانسان حيث أن الخلية في جسم الانسان تنقسم الى ثلاثة أقسام : نهايات عصبية ونواة ومحور عصبي (عقد) ، تعمل العصبية علي تلقي اشارات من الخلايا الاخري ، وهذه الاشارات هي سيالة كهربائية تنتقل عبر معالجة كيميائية في نقاط التشابك ثم تتجمع في النواة .

الشكل (2-4): الخلية العصبية الحيوية



صممت الخلية الاصطناعية علي أن تحاكي الخلية الحيوية حيث تتكون من ثلاثة أقسام :

- الدخل (الأوزان) : يتم استقبال عناصر الدخل وضرب كل عنصر في الوزن المرافق له والوزن عبارة عن متغير متحول يأخذ قيم مختلفة وهذا مايقابل المعالجة الكيميائية في المشابك وماتقوم به من عملية تعديل الاشارات .
- الجامع (الطبقة الخفية) : بعد أن يتم ضرب الأوزان بالمتغيرات يتم جمعها في خلية الجمع وهذا مايقابلمايتم في نواة الخلية الحيوية حيث تكون علي الشكل التالي:

$$Net = \beta_0 x_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + ... + \beta_n x_n \rightarrow (31-2)$$

- تابع التفعيل (الخرج) : تابع التفعيل عبارة عن دالة رياضية يتم ادخال ناتج الجمع فيها لينتج الخرج وهذه الدالة قد تكون خطية بسيطة أو قد تكون أسية .....الخ وتكون في الشكل التالي :

$$Out = R(Net) \rightarrow (32-2)$$

نلاحظ أن الخلية العصبية الاصطناعية تتجاهل العديد من خصائص الخلية الحيوية فعلي سبيل المثال أن الشبكة العصبية الاصطناعية لاتأخذ في الاعتبار مقدار التأخير الزمني الذي يؤثر علي ديناميكية النظام .

٢-٢-٦ خطوات بناء الشبكة العصبية الاصطناعية

١- تجميع واعداد البيانات :

اذ يجب اختيار المشاهدات للمتغيرات بحيث تمثل المشكلة تمثيلا جيدا .

٢-معالجة البيانات :

يتم اجراء بعض العمليات علي البيانات المستخدمة مثل تحديد الاتجاه العام ، التركيز علي العلاقة بين المشاهدات ،ايجاد توزيع البيانات .

٣- تقسيم البيانات الي مجاميع :

تقسم البيانات المتوفرة الي المجاميع الاتية :

- مجموعة التدريب Training set : وهي مجموعة تعلم وتحدد نموذج للبيانات .
- مجموعة الاختبار Testing set: والتي يمكن عن طريقها تقدير مهارة الشبكة الافتراضية وامكانية استخدامها بصورة عامة .
- مجموعة التحقيق Validation set: وهي مجموعة لإجراء اختبار نهائي لأداء الشبكة .

٤- تحديد تركيبة الشبكة :

- شبكات ذات طبقات خفية .
- شبكات ذات طبقات مزدوجة .

٥- اختيار خوارزمية التعلم .

٦- تحديد قيم الأوزان الابتدائية .

٧- تدريب الشبكة :

يتم تحديد مجموعة الأوزان بين العصبونات ومن ثم تحسين هذه الأوزان نتيجة التدريب والتي تحدد أُقل قيمة لمربع الخطأ للوصول الي أوزان تعطي نتائج دقيقة .

٨- **الاختبار(معيار التقويم) :**

ان المعيار المستخدم في الشبكات العصبية الاصطناعية هو مجموع مربعات الخطأ.

٩- **التنفيذ :**

وهي من أهم الخطوات ،اذ تختبر الشبكة من حيث قدرة التكيف مع حالة التغير في الدورة وامكانية اعادة التدريب والوصول الي أقل مربع خطأ عند تغير البيانات الي الوصول الي حالة الاستقرار .(يعقوب ، ٢٠٠٩)

٢-٢-٧ بناء وتركيب الشبكة العصبية الاصطناعية:

في حالة وجود شبكة مفردة يتم ضرب المدخل بالوزن المرافق له .

وحيث أن تمثل مقدار الخطأ في المدخلات أو ما يعرف بضبط الأوزان .

وفي حالة وجود عدد من المدخلات يتم ضرب كل مدخل في الوزن المرافق له ومن ثم نقوم بجمع الاوزان مضروبة بالمدخلات وتعويضها بدالة تابع تفعيل.

٢-٢-٨ وحدات المعالجة (العصبونات):

وحدات المعالجة او العصبونات هي الوحدات التي تقوم بعملية معالجة المعلومات في الشبكة العصبية وهي تشكل المكونات الاساسية التي تتألف منها كل طبقات الشبكة العصبية. وتتصل هذه الوحدات بطرق مختلفة بواسطة الوصلات البينية لتعطي الشكل العام او البنية المعمارية للشبكة العصبية.(يعقوب ،٢٠٠٩)

تتبع عناصر المعالجة نظام المعالجة المتوازية في اجراء الحسابات المسندة اليها او معالجة البيانات وهي في ذلك تتبع عمل العقل البشري.

وتتألف اي وحدة معالجة او عصبون من المكونات الأساسية التالية:

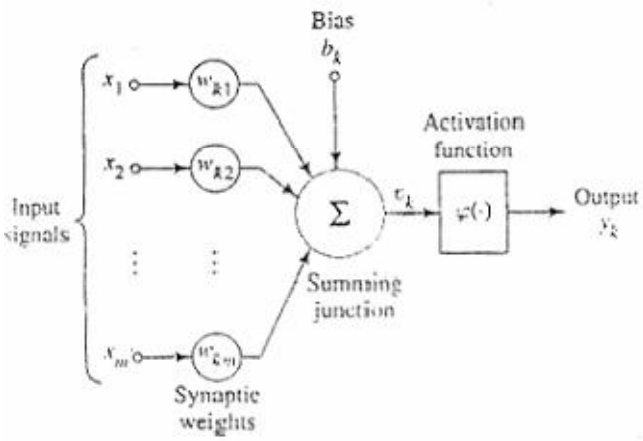
١- معاملات الأوزان

٢- دالة الجمع

٣- دالة التحويل

٤- دالة الإخراج

الشكل (2-5): كيفية عمل العصبون .



١- معاملات الأوزان:

يعتبر الوزن هو العنصر الرئيسي للشبكات العصبية الاصطناعية فهي تمثل الروابط المختلفة التي يتم عبرها نقل البيانات من طبقة الي طبقة أخري . ويعبر الوزن عن القوة النسبية أو الأهمية النسبية لكل مدخل الي عنصر المعالجة .

وتتعلم الشبكة من خلال ضبط الأوزان ويرمز للوزن بين عنصري معالجة i و j بالرمز w_{ij}.

٢- دالة الجمع :

ان اول عملية تقوم بها وحدة المعالجة هي حساب مجموع المدخلات الموزونة القادمة الي الوحدة باستخدام دالة الجمع . حيث تقوم هذه الدالة بحساب متوسط الاوزان لكل مدخلات وحدة المعالجة ، ويتم ذلك بضرب كل قيمة مدخلة في وزنها المصاحب ومن ثم ايجاد المجموع لكل حواصل الضرب، يعطي ذلك رياضيا كما يلي:

$$S_j = \sum_{i=1}^{n} x_i w_{ij} \rightarrow (3\,3-2)$$

حيث:

S_j: ناتج عملية الجمع لكل وحدة معالجة j

x_i: القيمة المدخلة القادمة من الوحدة i والداخلة الي الوحدة j

w_{ij}: الوزن الذي يربط وحدة المعالجة j بالوحدة i الموجودة في الطبقة السابقة.

٣- دوال التحويل:

ان العملية الثانية في وحدة المعالجة بعد عمل دالة الجمع هو تحويل ناتج الجمع الي احد القيم التي يفترض ان تكون ضمن نواتج الشبكة المرغوب بها.

وتتم هذه الخطوة باستخدام دالة تسمي بدالة التحويل حيث تقوم هذه الدالة بتحويل عملية الجمع الموزون في الخطوة الاولى الى قيمة محصورة في مدى معين ويتم ذلك بمقارنة نتيجة الجمع مع قيمة معينة تسمي قيمة العتبة ويرمز لها بالرمز θ ليتحدد الناتج ومن اهم توابع التحويل:

a- دالة سيقمويد Sigmoid Function.

b- دالة الخطوة Step Function.

c- الدالة الخطية Linear Function.

d- دالة الإشارة Sign Function.

a- دالة سيقمويد Sigmoid Function:

هذه الدالة تجعل المخرجات أوتحولها الي قيمة محصورة بين (0و1) وتسمي في هذه الحالة بدالة تنشيط سيقمويد الثنائي ، أوتحويل المخرجات الي قيم بين (1-,1+) وتسمي بدالة سيقمويد ثنائي القطبية.

وتعتبر هذه الدالة من أكثر الدوال استخداما خاصة في خوارزميات تدريب شبكات الانتشار الخلفي.

تأخذ هذه الدالة الصيغ الرياضية التالية:

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-s}} \rightarrow (34-2)$$

b- دالة الخطوة Step Function

تعرف هذه الدالة بانها من دوال الحد الفاصل وهذا التابع يجعل القيمة المخرجة في وحدة المعالجة محصورة بين (0,1) كالنظام الثنائي.

وتأخذ هذه الدالة الصيغة الرياضية التالية:

$$f(x) = \begin{Bmatrix} 1 & \text{if} & s \geq 0 \\ 0 & \text{if} & s < 0 \end{Bmatrix} \rightarrow (35-2)$$

c- الدالة الخطية:

توفر دالة التنشيط الخطي مخرجات تساوي المدخلات الموزونة لوحدة المعالجة وعادة تستخدم وحدات المعالجة بالدالة الخطية في التقريب الخطي.

تعطي هذه الدالة بالصيغة الرياضية التالية:

$$f(x) = S \rightarrow (36-2)$$

d- دالة الاشارة:

تعتبر هذه الدالة من دوال الحد الصلب وتستخدم عادة في وحدات المعالجة لشبكات عصبية تستخدم في التصنيف وتمييز الانماط.

وتستخدم هذه الدالة قيمه معينة تسمي θ.

تأخذ هذه الدالة الصيغة الرياضية التالية:

$$f(x) = \begin{Bmatrix} +1 & \text{if} & s \geq \theta \\ -1 & \text{if} & s < \theta \end{Bmatrix} \rightarrow (37-2)$$

٤- دالة المخرجات:

بعد أن تقوم دالة الجمع بعملية الجمع الموزون للمدخلات ومن ثم دالة التحويل بتحويل ناتج الجمع الي ناتج قيمة محصورة في مدي معين . فقد تكون المخرجات في أغلب الأحيان مساوياً لناتج دالة التحويل . ولكن هناك بعض الشبكات تقوم وحدة المعالجة فيها بتعديل نتيجة دالة التحويل . ويتم

ذلك خلال تنافس وحدات المعالجة المجاورة مع بعضها البعض . ويتم التنافس عادة في وحدات المعالجة التي ستكون نشطة أو التي ستقوم بالإخراج .(يعقوب ، ٢٠٠٩)

٢-٢-٩ نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية Artificial Neural Network Models

١- شبكات الانتشار الخلفي Back Propagation Networks

تسمي احياناً بالمدرك متعدد الطبقاتMultilayer Perception وهي شبكة عصبية متعددة الطبقات تستخدم فيها خوارزمية الانتشار الخلفي لتدريب الشبكة.

تدرب هذه الشبكة بأسلوب التعلم الموجه حيث تهدف عملية التدريب في الوصول الي حالة من التوازن بين قابلية الشبكة علي الاستجابة الصحيحة لبيانات الدخل المستخدمة في عملية التدريب وقابليتها علي اعطاء استجابة جيدة لبيانات التدريب ولكن غير مطابقة.

وتعد شبكات الانتشار الخلفي من اكثر الطبقات استخداماً في كثير من التطبيقات .(B-Yegnanarayana,1999)

٢- شبكة هوبفليد Hopfield's Networks

تعتبر شبكة هوبفليد من الشبكات العصبية المتكررة والشبكات المتكررة هي التي لها دورات تغذية مرتجعة من مخرجاتها الي مدخلاتها.

تتكون الشبكة القائمة علي نموذج هوبفليد من مجموعة وحدات معالجة اولية تتميز بوضع استثارة او تنشيط ثنائي القيمة. حيث تكون قيمة (١) في حالة انطلاقة الوحدة و (صفر) في حالة عدم انطلاقها.(B-Yegnanarayana ,1999)

شبكة هوبفليد باعتبارها من شبكات الترابط الذاتي فان لها حالة استقرار لابد وان تستقر فيها أيا كانت الحالة الابتدائية لها. وحالة الاستقرار هذه تم الوصول لها بتغيير أوزان الترابطات بين وحدات الشبكة او بتعبير عتبة الاستثارة.

٣- شبكات التنظيم الذاتي Self-Organizing Networks

تعتبر الشبكات العصبية ذاتية التنظيم شبكات فعالة في التعامل مع الظروف غير المتوقعة والمتغيرة.

وتتبع هذه الشبكات اسلوب التعلم الذاتي اي التعلم بدون اشراف، حيث تستقبل الشبكة عدداً من انماط المدخلات المختلفة وتقوم باكتشاف السمات المعنوية في هذه الأنماط وتتعلم كيف تصنف المدخلات.

ومن اكثر شبكات التنظيم الذاتي استخداماً شبكةكوهنين Kohonen's Networkالتي قدمها العالم الفنلندي (توفو كوهنين) في نهاية الثمانينات من القرن العشرين الميلادي.(Makridakis,S.CWheelwright,K.JYnoman,1998)

٢-٢-١٠ آلية تدريب الشبكة العصبية الاصطناعية :

تتعلم الشبكة العصبية عن طريق اعطائها مجموعة من الامثلة التي يجب أن تكون مختارة بعناية ومجموعة الامثلة هذه تسمي بفئة التدريب .

وتنقسم الشبكة العصبية الي قسمين حسب فئة التدريب الي :

١- التعليم المراقب (بواسطه معلم):

وتقوم علي فكرة عرض البيانات علي الشبكة في شكل زوج مرتب يتكون من المدخل والمخرج المستهدف المقابل له .

٢- التعليم غير المراقب (بدون معلم) :

في هذه الطريقة تكون فئة التدريب عباره عن متجه المدخلات فقط دون عرض الهدف علي الشبكة ،وتسمي بطريقة التعلم الذاتي حيث تبني الشبكة اساليب التعلم علي اساس قدرتها علي اكتشاف الصفات المميزة لما يعرض عليها من أشكال ، وقدرتها علي تمثيل داخلي لهذه الاشكال وذلك دون معرفة مسبقة وبدون عرض أمثلة لما يجب عليه أن تتجه .

٢-٢-١١ خوارزميات الشبكة العصبية الاصطناعية:

ان الأوزان هي المعلومات الأولية التي تتدرب الشبكة علي اساسها لذا لابد من تحديث الاوزان ومن أجل هذا التحديث يتم استخدام خوارزميات مختلفة حسب نوع الشبكة ومن اهم هذه الخوارزميات (خوارزمية الانتشار العكسي) والتي تستخدم في تدريب الشبكات كاملة الارتباط ذات البيانات غير الخطية وتعتبر هذه الخوارزمية تعميم لطريقة التدريب بنمط تصحيح الخطأ ويتم تنفيذ هذه الخوارزمية من خلال مرحلتين .(يعقوب ، ٢٠٠٩)

أولا : مرحلة الانتشار الأمامي :

لا يحدث فيها اي تعديل للأوزان وتبدأ بعرض الشكل المدخلي للشبكة حيث يتم تخصيص كل عنصر معالجة من طبقة عناصر الادخال لأحد مكونات الشعاع الذي يمثل الدخل ، وتسبب قيم مكونات قيم متجه الدخل استشارة لوحدات طبقة الادخال ويعقب ذلك انتشار أمامي لتلك الاستشارة عبر بقية طبقات الشبكة .

ثانيا : مرحلة الانتشار العكسي :

وهي مرحلة ضبط الأوزان . ويمكن تلخيص خطوات مرحلة الانتشار العكسي كالاتي :

١- وضع القيم الابتدائية .
٢- التنشيط .
٣- تدريب الأوزان .
٤- التكرار : تكرر العملية حتي يتحقق معيار الخطأ المختار (معيار تصغير مجموع مربعات الاخطاء).

ان دور الانتشار العكسي يعود الي طريقه حساب الميل لطبقات الشبكة المتعددة اللاخطية حيث يتم في احد مراحل التعلم اعادة انتشار الاشارة من الخرج الي الدخل بشكل عكسي ويتم من خلالها ضبط اوزان الشبكة وهناك طريقتين لحساب الميل :

١- النظام التزايدي : يتم حساب الميل ومن ثم تعدل الاوزان بعد كل دخل يعطي الشبكة.

٢- نظام الدفعة الواحدة : حيث تزود الشبكة بكل أشعة الدخل قبل القيام بعملية تحديث الأوزان وبالتالي يمكن القول أن الأوزان في هذه الطريقة تعدل بعد تزويد الشبكة بكافة مجموعة التدريب حيث أن الميول المحسوبة في كل مثال تدريبي تضاف لبعضها البعض لتحديد التغيرات في الأوزان والانحيازات .

٢-٢-١٢قيم الأوزان الابتدائية :

قبل تدريب الشبكة يجب أن توضع قيماً ابتدائية للأوزان والتي توضع الياً عن طريق بعض الدوال في الحاسب الالي، وبعد تحديد القيم الابتدائية تصبح الشبكة جاهزة للتدريب وخلال التدريب تتغير الأوزان بشكل تكراري كما ورد الي أن تصل الي القيمة الصغرى لتابع التفعيل.

٢-٢-١٣ أهم تطبيقات الشبكات العصبية :

١- التطبيقات الاقتصادية والمالية :

- التنبؤ بالمبيعات وبالأسعار.
- بناء نماذج بحوث العمليات والنماذج الاحصائية .
- ادارة المخاطر كالقروض المالية والرهن العقاري .

٢- تطبيقات تحليل الصور والأنماط :

- عمليات تصنيف الصور .
- التعرف علي الصور المشوهة أو الناقصة أوغير الواضحة كصور الأقمار الاصطناعية .
- التعرف علي الأهداف .
- الفحوص الطبية الالية (الطبيب الفوري).

٣- تطبيقات التحكم الالي.

٤- تطبيقات معالجة اللغات الحية (الكلام المنطوق والكلام المكتوب):

- تحويل النص المكتوب الي كلام منطوق .
- التعرف علي الكلام المنطوق .

٥- تطبيقات معالجة الاشارة.

٢-٢-١٤ العلاقة بين الشبكات العصبية الاصطناعية والنماذج الاحصائية:

الشبكات العصبية عبارة عن مجموعة من النماذج الاحصائية الخطية وغير الخطية مثل :

- النماذج الخطية العامة.
- الانحدار المتعدد .
- المكونات الرئيسية.
- التحليل العنقودي .
- السلاسل الزمنية .
- التحليل التمييزي .

وتعتبر عملية تحليل البيانات واحدة من الاتجاهات الأساسية التي تستخدم في تطبيقات الشبكات العصبية الاصطناعية.(يعقوب،٢٠٠٩)

٢-٢-١٥ الشبكات العصبية الاصطناعية و السلاسل الزمنية

٢-٢-١٥-١ استخدام نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بالسلاسل الزمنية:

التنبؤ بالسلاسل الزمنية تعتبر واحدة من البيانات الحيوية التي يكثر فيها استخدام تطبيقات الشبكات العصبية الاصطناعية فقد استخدمت تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية كأسلوب بديل او اسلوب موازي للأساليب الاحصائية التقليدية التي تستخدم في التنبؤ بالسلاسل الزمنية، فقد نافست نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية المستخدمة في التنبؤ اساليب التنبؤ التقليدية وتفوقت عليها في اغلب الحالات في دقة النتائج المتحصل عليها، وتظهر مقدرة الشبكات العصبية في التنبؤ بالسلاسل الزمنية في قدرتها الكبيرة في التعامل مع سلوك عدم الخطية في البيانات.

بدأ استخدام نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بالسلاسل الزمنية في نهاية الثمانينات وأول محاولة كانت عام ١٩٨٧م بواسطة (Lapeds & Farber) حيث استخدما البيرسبترون متعدد الطبقات و خوارزمية الانتشار الخلفي في التنبؤ بسلسلة زمنية غير مستقرة، في العام ١٩٨٨ قدم (Werbos) دراسة دعم فيها استخدام نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بالسلاسل الزمنية وشرح فيها استخدام خوارزمية الانتشار الخلفي في تدريب الشبكة، وقد اعطت الدراسة نتائج افضل بعد مقارنتها بالعديد من الاساليب الاحصائية التقليدية كالانحدار الخطي ونماذج بوكس جنكينز.

وتعتبر الآن نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية من الأساليب الاساسية التي يكثر استخدامها في التنبؤ بالسلاسل الزمنية.(الخياط ، ذكي ، ٢٠٠٥)

٢-٢-١٥-٢ القرارات المطلوبة لتطبيق نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية في التنبؤ بالسلاسل الزمنية:

١- تحديد معمارية الشبكة العصبية الي تحديد عدد الطبقات المطلوبة وعدد العصبونات داخل الطبقة.
٢- عدد العصبونات في طبقة المدخلات تحدد مقدار البيانات التاريخية التي سوف تستخدم في توليد التنبؤ.
٣- طبقة المخرجات تشتمل فقط علي عدد العصبونات المتطابقة مع التنبؤ المنفرد.
٤- عدد العصبونات في الطبقة الخفية يحدد مقدرة الشبكة في تقريب العلاقة اللاخطية بين تباطؤات السلسلة الزمنية والتنبؤات الناتجة.
٥- القيام بتهيئة البيانات المدخلة الي الشبكة العصبية فقد يساعد ذلك في تحسين اداء الشبكة وتتم التهيئةبإجراء بعض التحويلات الحسابية علي البيانات.
٦- اختيار خوارزمية التدريب المناسبة تعتبر اهم العوامل في تطبيق نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية.

٢-٢-١٥-٣ انواع نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية التي تستخدم في التنبؤ بالسلاسل الزمنية:

هنالك العديد منها واهمها :

١- البيرسبترون متعدد الطبقات Multilayer perceptron (MLP)
٢- شبكات دالة القاعدة الاشعاعية Radial Basis Function (RBF)

٣- شبكات الاسترجاع الخلفي Recurrent Networks

٤- شبكات Sigma- Pi& Pi sigma

٥- شبكات Ridge Polynomial

ومن أكثر الشبكات استخداماً في مجال التنبؤ بالسلاسل الزمنية شبكتي MLP & RBF

- **البيرسبترون متعدد الطبقات (MLP) Multilayer perceptron**

شبكة البيرسبترون متعدد الطبقات من اكثر الشبكات استخداماً في التنبؤ بالسلاسل الزمنية، تقوم فكرة هذه الشبكة علي استخدام القيم السابقة للسلسلة الزمنية كمدخلات للشبكة وقيم تجميع الاوزان في الطبقة الخفية بالنسبة للمدخلات ويتم استخدام دالة التحويل (السيقمويد).

طبقة المخرجات للشبكة تستقبل مخرجات الطبقة الخفية وتطبق عليها تحويل الخطية حيث يتم انتاج القيم المتنبأ بها للسلسلة الزمنية .(يعقوب ، ٢٠٠٩)

النموذج العام لشبكة MLP الذي يستخدم في التنبؤ:

$$\hat{X}(t) = w_0 + \sum_{j=1}^{h} w_i f_j \left[\sum_{i=1}^{n} w_{ij} x(k-1) \right] + w_{j0} \rightarrow (38-2)$$

حيث:

h: عدد وحدات الطبقة الخفية.

n: الاوزان بين المدخلات للطبقة الخفية.

w_{ij} : الاوزان بين الطبقة الخفية وطبقة المخرجات.

$f_j(\ )$: دالة تحفيز سيقمويد في الوحدات الخفية j_{th} .

- **شبكات دالة القاعدة الاشعاعية Radial Basis Function (RBF)**

تتكون معمارية هذه الشبكة من طبقتين حيث تحتوي علي طبقة خفية واحده مع دالة تحفيز قاعدة اشعاعية وطبقة مخرجات مع دوال تحفيز خطية.(Makridakis , S.CWheelwright , K.J.HYNOMAN , 1998)

الشكل العام لمخرجات الشبكة عبارة عن مزيج خطي من دوال القاعدة الاشعاعية وتعطي بالصيغة :

$$\hat{X}(t) = w_0 + \sum_{i=1}^{h} w_i \theta\left[\left\|x(t) - C_i\right\|\right] \rightarrow (39-2)$$

حيث :

h: عدد وحدات الطبقة الخفية.

w_i : الاوزان بين الطبقة الخفية وطبقة المخرجات.

θ: دالة تحفيز سيقمويد في الوحدات الخفية j_{th} .

وهذه الشبكة أبسط من شبكة MLPفي التركيب.