الفصل الثاني

الجانب النظري

2-1 المقدمة :

يتضمن هذا الفصل المنهجية النظرية للأطروحة اذ يتم فيه توضيح بعض المفاهيم والاساسيات كمدخل ومن ثم توضيح مفهوم السلاسل الزمنية، نماذج بوكس-جنكينز، الشبكات العصبية الاصطناعية والتنبؤ بالسلاسل الزمنية من خلال اسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية.

2-2 السلاسل الزمنية: ، Time Series [1،2،5،6،9،11،12،14،15،19،26،39،50، 54،61،63،69،70،73،75،84،88،89،90]

يمكن ان تعرف السلسلة الزمنية على أنها مجموعة من المشاهدات العشوائية المتولدة عبر الزمن على وفق القوانين الاحتمالية، هذا من الناحية الرياضية.

أما تطبيقياً، فأن السلسلة الزمنية عبارة عن مجموعة من المشاهدات الخاصة بظاهرة معينة تولدت عبر فترات زمنية متتابعة.

بعبارة أخرى هي مجموعة من القيم المشاهدة المأخوذة بفترات زمنية [$[Z_t]_{t=-\infty}^{\infty}$] وهذه المجموعة هي المقطع المحدد للمتتابعة [Z1،Z2،...،Zn] .

إن السلسلة الزمنية تكون على نوعين اعتماداً على طبيعة المشاهدات الموجودة في المتتابعة، فأما أن تكون على شكل فترات متقطعة ثابتة أي تؤخذ في ازمان معينة ومحددة حيث أن:-

$$t = 0, \pm 1, \pm 2, \ldots.$$

عندئذ تسمى بالسلسلة الزمنية المتقطعة (Discrete)، أو أن تكون السلسلة الزمنية ذات مشاهدات متصلة عندما تكون مشاهدات هذه

$-\infty < t < \infty$ المجموعة مستمرة مع الزمن t حيث أن فتدعى بالسلسلة الزمنية المستمرة(Continuous).توجد في تحليل السلسلة الزمنية عدد من المراحل المتسلسلة لاسيما في عملية بناء النموذج، فبعد استقراريه السلسلة الزمنية تبدأ مرحلة تشخيص النموذج الملائم وتحديده وتليها مرحلة تقدير معلمات النموذج، ثم مرحلة فحص ملاءمة النموذج، أما المرحلة الأخيرة فتتمثل بمرحلة التنبؤ المستقبلي. كما ان هناك اتجاهين في تحليل السلسلة الزمنية وهما:-

الاتجاه الأول:- التحليل في مجال الزمن (Time Domain Analysis)

يستخدم في هذا الاتجاه الدالة المولدة للتباين الذاتي (AutoCovariance Generating Function) ودوال الارتباط الذاتي (AutoCorrelation Function) التي يرمز لها (ACF)

ودوال الارتباط الذاتي الجزئي (Partial AutoCorrelation Function) التي يرمز لها (PACF).

اذ تكون السلسلة الزمنية مركبة خطية وبحدود متتابعة من الأخطاء العشوائية المستقلة والمتطابقة التوزيع، وهذا ما تم استخدامه في الدراسة الحالية.

الاتجاه الثاني:- التحليل في مجال التكرار(Frequency Domain Analysis)

يعتمد على دالة الطيف (Spectrum Function) ويسمى بالتحليل الطيفي (SpectralAnalysis).

وفي هذا النوع من التحليل، توصف الدالة للسلسلة الزمنية في حدود سلوك الجيب والجيب تمام ولتكرارات مختلفة. ويتم ذلك من خلال تحويل فورير (Fourier Transform) ، فإذا كانت $[Z_t]$ عملية مستقرة

بتبـــاين ذاتـــي مشـــترك، γ_k لهـــا خاصيـــة المجمـــوع المـــطلق (AbsolutelySummable) فان تحويل فورير لـ γ_k يحسب كالآتي:-

.....(2-1)

$$P(W) = \frac{1}{2\pi} \sum_{k=-\infty}^{\infty} \gamma_K \, e^{-iWK}$$

فـي حـال كـون قيـم السلسـلة الزمنيـة حقيقيـة Real فـان قـدرة الطيـف تكون :-

$$-\pi \le w < \pi \quad ; \quad \text{.....(2-2)}$$

$$P(W) = \frac{1}{2\pi} \gamma_0 + \frac{1}{\pi} \sum_{k=1}^{\infty} \gamma_k Cos(wk)$$

2-2-1 **الاستقرارية (Stationarity)**:-

تعد دراسة استقراريه السلسلة مـن المراحـل الأولـى فـي بنـاء السلسـلة الزمنيـة وتحليلهـا. إذ تعـد السلسـلة الزمنيـة المسـتقرة (Stationary Time Series) من العمليات التصادفية المقامة على افتراض إن العملية لها حالـة خاصة من الموازنة الإحصـائية (Equilibrium Statistical) وتكـون السلسـلة الزمنيـة تامـة الاسـتقرارية (Strictly Stationary Time Series) إذا كـانت الخصـائص الاحتمـالية لا تتأثر بتغير الزمـن، وبعبـارة أخـرى فـان دالـة

التوزيــع المشترك (Joint Distribution Function) للمجموعة المحددة من المشاهدات العشوائية على النحو الاتي:-

$$F\,Z_{t_1}, Z_{t_2}, \ldots, Z_{t_n}(z_{t_1}, z_{t_2}, \ldots, z_{t_n}) = FZ_{t_1+k}, Z_{t_2+k}, \ldots, Z_{t_n+k}(z_{t_1+k}, z_{t_2+k}, \ldots, z_{t_n+k})$$

أي أن التوزيع المشترك للاحتمالية لأية مجموعة مـن المشـاهدات لا يتـأثر بأزمنة الإزاحات (الارتـدادات Lags) ويرمـز لهـا (k) الحاصـلة علـى أزمنـة المشاهدات كافة من خلال أي عدد صحيح لـ (k).

تعد حالة عدم الاستقرارية فـي السلسـلة الزمنيـة مشـكلة رئيسـة يواجهـا البـاحثون، ألا أن هنالـك حلـولاً يمكـن مـن خلالهـا تحويـل العمليـات غيـر المستقرة إلى عمليات مستقرة عن طريق الدراسة المتأنية للعوامل التي تؤثر فيها وتجعلها غير مسـتقرة، ففـي العـام [1992] بيـن (Gryer) وصـفاً توضيحياً لجعل السلسلة غير المستقرة بسبب عـزوم تلـك السلسـلة إلـى سلسلة مستقرة وذلك على النحو الاتي :

(1) اذا كانت السلسلة غير مستقرة (Not Stationary) من ناحية المتوسـط (Mean) ، فـان أسـلوب الفـروق (Differences) هـو الأسـلوب الأفضـل لجعل السلسلة مستقرة (Stationary) كما يمكن جعلها كذلك من خلال تمثيل السلسلة بدلالة الزمن (Time).

(2) اذا كانت السلسلة غير مستقرة (Not Stationary) من ناحيـة العـزوم (Moments) مــن الــدرجات العليــا كالتبــاين (Variance) أو التفلطــح (Kurtosis) أو الالتــواء (Skewness) فــانه يمكــن جعــل تلــك السلســلة مسـتقرة (Stationary) باتبـاع أسـلوب التحويـل كأسـلوبي (Box-Cox transform) الذي يعرف رياضياً من خلال الصيغة الاتية:

$$Yt = [\,(X2t - 1)/\lambda\,,\ (Xt > 0,\ \lambda \neq 0)\ or\ (Xt \geq 0,\ \lambda > 0)\ ;\ \ln(Xt),\ (Xt > 0,\ \lambda = 0)\,]$$

2-2-2 **دالة الارتباط الذاتي: ACF (Auto-Correlation Function)**

تستخدم دالة الارتباط الذاتي (Auto-Correlation function) والتي يرمز لها (ACF) في تحديد النموذج المناسب للسلسلة الزمنية المستقرة، وتعد الاساليب المهمة في معرفة استقرارية السلسلة الزمنية فضلا عن الوسط الحسابي والتباين الثابتين فاذا كان معامل الارتباط الذاتي بين قيم السلسلة الزمنية عند نقطتين من الزمن يعتمد على فترة الإزاحة (k) بينها ولا يعتمد على الزمن(t) نفسه، فالسلسلة مستقرة. ولدالة الارتباط الذاتي أهمية في مرحلة التشخيص.

ان صيغة دالة الارتباط الذاتي ρ_k كالاتي :-

$$\rho_k = \frac{Cov(Z_t, Z_{t+k})}{\sqrt{Var(Z_t)}\sqrt{Var(Z_{t+k})}} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0}$$

حيث أن:-

$$Var(Z_t) = Var(Z_{t+k}) = \gamma_0$$

أما دالة الارتباط الذاتي للعينة $\hat{\rho}_k$ (Sample Auto-Correlation Function SACF) فهي كما يأتي:-

$$\hat{\rho}_k = \frac{\hat{\gamma}_k}{\hat{\gamma}_0} = \frac{\sum_{t=1}^{n-k}(Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^{n}(Z_t - \bar{Z})^2}$$

حيث أن $\bar{Z}$ تمثل متوسط العينة للسلسلة الزمنية Z_t .

2-2-3 دالة الارتباط الذاتي الجزئي Partial AutoCorrelation Function (PACF):

تستخدم دالة الارتباط الذاتي الجزئي (Partial AutoCorrelation Function) والتي يرمز لها اختصاراً بـ (PACF) في تحديد النموذج المناسب للسلسلة الزمنية المستقرة. وتعرف دالة الارتباط الذاتي الجزئي بأنها معاملات

ϕ_{kk} المتأتيــة مــن الارتبــاط الــذاتي بيــن Z_t ، Z_{t+k} بعــد إزالــة تــأثير

$Z_{t+1}, Z_{t+2}, \ldots, Z_{t+k-1}$

.

اي ان :-

$$\mathrm{Corr}\left(Z_t, Z_{t+k} / Z_{t+1}, Z_{t+2}, \ldots, Z_{t+k-1}\right) \quad \ldots\ldots\ldots\ldots(2\text{-}3)$$

ويتم حسابها على وفق الصيغة الآتية:-

$$\rho_i = \phi_{k1}\rho_{i-1} + \phi_{k2}\rho_{i-2} + \cdots + \phi_{kk}\rho_{i-k} \quad , i = 1,2,\ldots,k \quad \ldots\ldots\ldots(2\text{-}4)$$

2-2-4 **نموذج الانحدار الذاتي (Autoregressive Model)** :-

ان نمـوذج الانحـدار الـذاتي((Autoregressive Model يمكـن تمـثيله بدلالـة $(Z_{t-1}, Z_{t-2}, \ldots\ldots)$ المجموع الموزون للقيم السابقة والحالية للسلسلة الزمنية مضافة اليه قيمة الخطأ العشوائي. لذا فان الصـيغة العامـة للنمـوذج ومـن الرتبة p والذي يرمز له (AR(p)=ARMA(p,0 كما يأتي:

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \cdots + \phi_p Z_{t-p} + a_t \quad ; \quad t = P+1, P+2 \qquad (2\text{-}18)$$

$$\phi_p(B) Z_t = a_t$$

حيث أن:

a_t : يمثل الخطأ العشوائي والذي يتبع التوزيع الطبيعي Gaussian بوسط حسابي مقداره صفر وتباين σ_a^2 .

ϕi :يمثل المعلمات ""Parameters للنموذج ولـ (i=1,2,….p) وفيها تحقق صفة الاستقرارية Stationarity للنموذج عندما تكون جذور المعادلة 0= $\phi(B)$ خارج حدود الدائرة التي نصف قطرها واحد.

2-2-5 نموذج الانحدار الذاتي من الرتبة الاولى First Order Auto-Regressive Model

يمكن كتابة نموذج الانحدار الذاتي من الرتبة الاولى First Order Autoregressive Model والذي يرمز له بـ AR(1)=ARMA(1,0) وبعد التعويض(p=1) في الصيغة (2-18) وعليه فأن الصيغة الرياضية لهذا النموذج تكون كالاتي:-

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + a_t \quad \text{.....(2-5)}$$

ويعبر هذا النموذج عن القيمة الحالية للسلسلة Z_t بدلالة القيم السابقة للسلسلة Z_{t-1} مضافاً له حد الخطأ a_t ويدعى ايضا بعملية (ماركوف Markov Process) .

وان a_t يمثل الخطأ العشوائي والذي يتبع التوزيع الطبيعي بوسط حسابي مقداره صفر وتباين σ_a^2 .

2-2-6 نموذج الوسط المتحرك Moving Average Model

يمثل نموذج الوسط المتحرك Moving Average Model القيمة الحالية للسلسلة الزمنية بدلالة المجموع الموزون للقيم الحالية والسابقة للاخطاء(.....، $a_t, a_{t-1}\, a_t$) او يعبر عنه دالة للمتغير العشوائي للقيم السابقة والحالية، ويمكن كتابة الصيغة العامة للنموذج من الرتبة q والذي يرمزبـ (MA(q) = ARMA(0,q,q

$$z_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - ..... - \theta_q a_{t-q} \quad .....((2\text{-}6$$

or

$$z_t = \theta(B)\, a_t$$

حيث أن

θ_i : تمثل المعلمات للنموذج الاوساط المتحركة ولـ (i=1,2,……,q) وفيها تحقق شرط الانعكاسية(invertibility) للنموذج عندما تكون جذور المعادلة $\theta(B) = 0$ خارج الدائرة التي نصف قطرها واحد.

2-2-7 نموذج الوسط المتحرك من الرتبة الاولى First Order MovingAverageModel)

يمكن تمثيل نموذج الوسط المتحرك من الرتبة الاولى بـ MA(1)=ARMA(0,1)بالصغية الاتية:

$$Z_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} \quad \text{.....(2-7)}$$

$$Z_t = (1 - \theta_1 B) a_t$$

$$Z_t = \psi(B)\, a_t$$

ومن خلال هذا النموذج يمكن التعبير عـن القيـم الحاليـة للسلسـلة بدلالـة القيم الحالية والسابقة للأخطاء.

2-2-8 النماذج المختلطة (Mixed Models):

توجـد أنـواع مـن العمليـات العشـوائية[i] (Stochastic processes) كعمليـات الانحدار الذاتي (Auto-Regressive) ويرمـز لهـا (AR) أو عمليـات الأوسـاط المتحركة (Moving Average) والـتي يرمـز لهـا (MA) وعمليـات تحتوي على خصائص هذين النوعين (انحـدار ذاتـي- وسـط متحـرك) مثـل هذه العمليات تسمى النماذج المختلطة (Auto Regressive-Moving Average) ويرمـز لهـا (ARMA).إذا كـان الانحـدار الـذاتي مـن الرتبـة (p) والأوساط المتحركة من الرتبة (q) فتسمى بـ $ARMA(p,q)$.

إن النماذج الاحتمالية الـتي تحتـوي علـى اقـل عـدد مـن المعلمـات تكـون أسهل وأكثر وضوحاً للفهم، ونتيجة لهذه الاعتبارات فانه يتم اختيار النموذج الملائم الذي يسهم في تمثيل الظاهرة المدروسـة بأقـل عـدد ممكـن مـن المعلمات.

---

i العملية العشوائية عبارة عن عائلة من المتغيرات العشوائية التي تنشأ خلال الزمن وتتمثل بـ Z(W,T) .
حيث أن:- W تشير إلى فضاء العينة.
تشير T إلى الزمن.

$Z_t ; t = 0, \pm 1, \pm 2, ...$

فإذا كانت سلسلة زمنية مستقرة أحادية المتغير

$ARMA(p,q)$

فان صيغة النموذج المختلط ستكون كالآتي:-

.....(2-8)

$$Z_t - \phi_1 Z_{t-1} - \phi_2 Z_{t-2} - \cdots - \phi_p Z_{t-p} = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \cdots - \theta_q a_{t-q}$$

أي ان:

$$\phi(B) Z_t = \theta_1(B) a_t$$

حيث أن:

$$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \cdots - \phi_p B^p$$

$$\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \cdots - \theta_q B^q$$

2-2-9 **النمـــوذج المختلـــط ARMA(1,1) (Auto-Regressive-Moving Average model)** يرمزللنمـــوذج الانحـــدار الـــذاتي- الوســـط المتحـــرك ARMA(1,1) عنـــدما p=1،q=1وعليـــه فـــان الصـــيغة الرياضـــية للنمـــوذج ARMA(1,1)وبالاعتماد على الصيغة رقم(2-40) تكون كالأتي:-

$$\left.\begin{aligned} Z_t &= \phi_1 Z_{t-1} + a_t - \theta_1 a_{t-1} \\ \phi_1(B) Z_t &= \theta_1(B) a_t \end{aligned}\right\}$$

.....(2-9)

حيث أن:

$$\phi_1(B)=(1-\phi_1 B)$$

$$\theta_1(B)=(1-\theta_1 B)$$

حيث أن a_t يمثل الخطأ العشوائي والذي يتبع التوزيع الطبيعي Gaussian بوسط حسابي يساوي صفر وتباين σ_a^2 .

يتضمن النموذج ARMA(1,1) على المعلمات (ϕ_1,θ_1) ويكون النموذج مستقراً (Stationary) عندما يقع جذر المعادلة $\phi_1(B)=0$ خارج الدائرة التي نصف قطرها واحد، وهذا يعني أن $|\phi_1|<1$.

ويكون النموذج ARMA(1,1) قابلاً للانعكاس (Invertible) عندما يقع جذر المعادلة $\theta_1(B)=0$ خارج دائرة الوحدة، وهذا يعني أن $|\theta_1|<1$.

لذا فان النموذج ARMA(1,1) مستقراً (Stationary) وقابل للانعكاس ((Invertible عندما تكون:- and

$$-1<\theta_1<1$$

$$-1<\phi_1<1$$

2-3 طريقة بوكس-جنكينز: Box – Jenkins Method

إنّ عمليـة بنـاء نمـوذج ARIMA(p,d,q) لتمثيـل بيانـات السلسـلة الزمنيـة واسـتخدامه لأغـراض التنبـؤ تسـمى بطريقـة بـوكس–جنكينـز إذ تعـد هـذه الطريقة واحدة من الطرائق العامة للتنبؤ بمختلف انواع السلاسل الزمنيـة (المستقرة وغير المستقرة، الموسـمية وغيـر الموسـمية)، لانهـا لاتفـترض وجود نمطاً معيناً في بيانات السلسلة قبل تطبيقها كما هو الحـال بالنسـبة لطرائق التنبؤ الاخـرى مثـل (طـرائق التمهيـد الاسـي) وإنّمـا تبـدأ بنمـوذج تجريبي يحدد بالاعتماد على دالتي (ACF) و (PACF) وبعد ذلـك يتـمُّ تقـدير معلماته بالاعتماد على مشاهدات السلسـلة الزمنيـة بحيـث تجعـل اخطـاء التنبؤ اقل ما يمكن، وتعتمد في هذه الطريقة عدداً من المؤشـرات بحيـث تجعل الباحث قادراً على الحكم فيما اذا كان النموذج ملائماً ام لا.

2-4 مراحل بناء النموذج حسب طريقة بوكس-جنكينز :

اقترح كل من بوكس وجنكينز عام 1970 هذا الاسلوب وعلـى الرغـم مـن ان منهجية عمل العديد من هذة المراحل كان معروفاً قبـل عـام 1970 الا ان بوكس–جنكينز هما اول من وحد هذه الخطوات في الاسـلوب المعـرف باسميهما، إنَّ مراحل بناء النموذج بحسـب طريقـة بـوكس–جنكينـز يمكـن تمثليه من خلال المخطط الاتي:

المخطط (2-1) يمثل المسار الانسيابي لتحليل السلسلة الزمنية

2-4-1 **التشخيص Identification** *:*

ان مرحلة تشخيص النموذج تعد من المراحل المهمة والصعبة للوصول للنموذج الملائم.إن المهمة الرئيسة لهذه المرحلة هي التشخيص واختبار النموذج الافضل، الذي يمثل السلسلة الزمنية من النماذج العامة ARMA(p,q) او ARIMA(p,d,q) باستعمال معاملات الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي.فإذا كانت معاملات دالة الارتباط الذاتي تتناقص أسياً وكانت معاملات الارتباط الذاتي الجزئي تنقطع بعد الفترة الفاصلة (p) فإنّ النموذج هو AR(p).أما إذا تناقصت معاملات الارتباط الذاتي الجزئي أسياً وانقطعت معاملات الارتباط الذاتي بعد الفترة الفاصلة (q) فهذا يعني وجود النموذج MA(q).أمّا في حالة ARMA(p,q) فإنّ معاملات الارتباط الذاتي ومعاملات الارتباط الذاتي الجزئي تنحدران أسياً. ويتضمن الجدول الاتي على ملخص للأنماط المختلفة لدالتي الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي للنماذج غير الموسمية.

جدول (2-1) يمثل ملخص تشخيص نموذج بوكس- جنكينز

النموذج	دالة الارتباط الذاتي *ACF*	دالة الارتباط الذاتي الجزئي *PACF*
يقطع بعد p من الأزاحات	أسي	AR(p)
أسي	يقطع بعد q من الأزاحات	MA(q)
أسي	أسي	ARMA(p,q)

2-4-2 ***التقدير Estimation*** *:*

هنالك عـدة طـرائق لتقـدير معلمـات النمـوذج منهـا ، تعتمـد علـى معرفـة التوزيع الاحتمالي للسلسلة الزمنية، ومن هـذه الطـرائق: طريقـة الإمكـان الأعظم التامـة Exact Maximum Likelihood ، وطريقـة الإمكـان الأعظـم

التقريبيـــة Approximate Maximum Likelihood، وتســـتعمل اعتياديـــاً البرامجيات الجاهزة الكفوءة لهذا الغرض.

2-4-3 فحص ملاءمة النموذج **Model Diagnostic checking** *:*

ان مرحلة ما بعد تقدير معلمات النموذج المشخص هي اجراء الفحص والتدقيق فيما إذا كان النموذج ملائم ام لا. ويتم ذلك بطرائق مختلفة منها:

2-4-3-1 اختبـــار الارتبـــاط الـــذاتي للبـــواقي (الاخطـــاء) Auto correlation test:

يجب اجراء تحليلاً كمي للآخطـاء المتكونـة مـن النمـوذج ويفـترض أنّ هـذه البواقي تتوزع توزيعاً طبيعيـاً ومسـتقلاً بعضـها عـن بعـض، ومـتى مـا كـان النموذج المشخص صحيحاً فإنّ $\hat{u}_t$ يجب ان يتصـف تقريبـاً بصـفات u_t أي أنّها دالة الخطأ العشوائي ويفـترض عـدم ترابـط البـواقي ببعضـها الاخـر (nearly uncorrelated)؛ لذلك فإنَّ الارتباط الذاتي العيني للبواقي يقترب من الصفر عندما $k>1$ وصيغة النموذج المختلط هي كما يأتي:

$$u_t = \left(\hat{\theta}^{-1}/\beta\right)\hat{\phi}(\beta)\,\hat{W}_t \qquad .....(2-10)$$

اذا كانت السلسلة كبيرة فإنّ $\hat{u}_t$ يقترب من u_t فدراسة البواقي $\hat{u}_t$ تسـاعد على التحقيق من دقة وملائمة النموذج. إنّ الارتباطات الذاتية المقـدرة اي (العينية) $r_k(u)$ للنمـوذج المختلـط، تتـوزع بصـورة تقريبيـة توزيعـاً طبيعيـاً بمتوسط صفراً وتباين $\left(\frac{1}{\sqrt{N}}\right)$ اي:

$$r_k(u) \sim N(0, \frac{1}{\sqrt{N}})$$

وتستخدم هذه المعلومة في تحديد نسبة المعنوية الاحصائية (أختبار المعنوية) لانحرافات الارتباطات الذاتية المقدرة عن قيمتها الصفرية النظرية وبما أنّ هذه المعلمات غير معروفة في التطبيق، فنلجأ الى تقديرها واحتساب بواقيها عن طريق المعادلة رقم (2.78) ثم حساب

$r_k(\hat{u})$

الارتباط الذاتي التقديري واذا كانت معاملات الارتباط الذاتي للأخطاء واقعة في حدود الثقة باحتمال 95% فهذا يعني أنّ الاخطاء غير نظامية اي عشوائية ومن ثم يعني أنّ النموذج المشخص ملائم وحدود الثقة هي:

$$-1.96\frac{1}{\sqrt{N}} \le r_k(\hat{u}) \le 1.96\frac{1}{\sqrt{N}} \qquad .....(2-11)$$

أي إن :

$$r_k(\hat{u}) = \frac{\sum_{t=1}^{N-k} \hat{u}_t\, \hat{u}_{t+k}}{\sum_{t=1}^{N} \hat{u}_t^2} \qquad .....(2-12)$$

N : هو حجم السلسلة الزمنية.

$r_k(\hat{u})$: الارتباطات الذاتية المقدرة للاخطاء.

2-4-3-2 أختبار حسن المطابقة : Goodness of fit test

في عام 1970 توصل كلٌّ من (Box and Pierce) للنموذج (ARIMA(p,d,q

$r_k(\hat{u})$

وبافتراض أنْ يكون لدينا m من الارتباطات الذاتية المقدرة للبواقي .

إذ ان (k=1,…,m) وإن:

$$Q = n\sum_{k=1}^{m} r_k^2(\hat{u}) \sim \chi^2_{(m-p-q)} \qquad .....(2-13)$$

وإن :

n : يمثل عدد المشاهدات للنموذج المشخص.

N : عدد المشاهدات الاصلية للسلسلة الزمنية.

d : يمثل الفروق المأخوذة لتحقيق الاستقرارية للسلسلة حول متوسطها.

وحيث ان : n= N- d .

وتقارن قيمة Q مع قيمة χ^2 الجدولية بدرجة حرية (m-p-q) وبمستوى دلالة α معين فعندما تكون القيمة المحتسبة اكبر من القيمة الجدولية فيعني ان اخطاء معاملات ACF ليست عشوائية وعدم ملائمة الفرضية

χ^2 الخطية للنموذج المشخص.اما فإذا كانت قيمة Q اصغر من قيمة الجدولية،هذا يعني أن معاملات ACF للأخطاء المقدرة تتوزع عشوائياً مع عدم وجود فروقات معنوية وان النموذج المشخص ملائم

لقد قام كل من (Ljung,G.M&Box,G.E.P) بتعديل صيغة اختبار Q الاصلية التي اقترحها كل من (Box & Pierce) بالشكل الآتي:

$$Q' = n(n+2)\sum_{k=1}^{m}(n-\bar{k})\,r_k^2(\hat{u}) \qquad .....(2-56)$$

وقد اثبتا انّ لها الافضلية في الاستخدام؛ لأنّ مستوياتها المعنوية قريبة من القيم المتوقعة.

2-4-4 **التنبؤ : Forecasting**

بعد الحصول على نموذج (ARIMA) ملائم لتمثيل بيانات السلسلة الزمنية فان هذا النموذج يستخدم للتنبؤ بالقيم المستقبلية للسلسلة الزمنية على النحو الاتي:

اذا رمزنا للقيمة الحالية للسلسلة الزمنية بـ Y_t واردنا التنبؤ بقيمة السلسلة الزمنية في الفترة $t+L$ وفرضنا أنّ $\left(\hat{Y}_t(L)\right)$ تمثل هذه القيمة عند زمن الاصل *(t)*، فإنّنا نستطيع الحصول على التنبؤات بأخذ التوقع الشرطي عند زمن الاصل *(t)* للنموذج وبعد كتابته عند الفترة *(t+L)* اي $\mathrm{E}_t(Y_{t+L}/Y_t, Y_{t-1}, \ldots)$ إذ باستعمال التوقع الشرطي نحصل على التنبؤات $\hat{Y}_t(L)$ بمتوسط مربعات خطأ التنبؤ (MSE) اقل ما يمكن.

فإذا فرضنا أنّ النموذج الملائم والذي تمّ التوصل اليه عن طريق المراحل السابقة هو ARIMA(p.d.q) فإننا نستطيع التنبؤ بالقيم المستقبلية الى *(L=1, 2, .. .)* فترة قادمة وباستعمال صيغة معادلة الفروق Difference equation form لهذا النموذج وكما يأتي:

$$\phi(\beta)\mathrm{Z}_t = \theta(\beta)u_t \qquad .....(2-14)$$

حيث $\mathrm{Z}_t = Y_t - \mu$ و $\phi_{(p+d)}(\beta) = \phi(\beta)(1-\beta)^{-1} = (1-\phi_1\beta - ..... - \phi_{p+d}\beta^{p+d})$

ويسمى بمعامل الانحدار الذاتي غير المستقر من الدرجة *(p+d)*.

ويمكن كتابة المعادلة (2.83) عى النحو الآتي:

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + ... + \phi_{p+d} Z_{t-p-d} - \theta_1 u_{t-1} - ..... - \theta_q u_{t-q} + u_t \qquad .....(2-15)$$

وبكتابة المعادلـة (2.84) عنـد الفـترة *(t+L)* واخـذ التوقـع الشـرطي عنـد الفترة *(t)* نحصل على معادلة التنبؤ عند زمن الاصـل *(t)* والـى *(L=1, 2, ...)* فترة تنبؤية. أي أنّ

$$E_t(Z_{t+l}) = \hat{Z}_t(L)$$
$$= \phi_1 E_t(Z_{t+L-1}) + ... + \phi_{p+d} E_t(Z_{t+L-p-d}) - \theta_1 E_t(u_{t-1}) - ..... - \theta_q E_t(u_{t+L-q}) + E_t(u_{t+L}) \quad .....(2-16)$$

وبعد احتساب التنبؤات يكون من الضروري احتسـاب دقـة النتـائج ويتـمّ هـذا عـن طريق احتساب الحدود الاحتمالية العلى ا والدنيا لكلّ قيمـة تنبؤيـة ولأي مسـتوى مناسـب مـن المسـتوى المعنـوي (90%،95%،99%) ويحسـب بحسـب الصـيغة

الاتية وهي حدود الثقة للقيمة $Y_{t+\ell}$ المستقبلية وباحتمال $(1-\alpha)$.

$$Y_{t+\ell}(\pm) = \hat{Y}_t(\ell) \pm U_{\alpha/2} \left(1 + \sum_{j=1}^{\ell-1} \Psi_j^2 \right)^{\frac{1}{2}} S_a \qquad .....(2-17)$$

$$S_a^2 = \frac{S(\hat{\phi}, \hat{\theta})}{n-p-q}$$
$$= \frac{\sum_{t=1}^{n} \hat{u}_t^2}{n-p-q}$$

S_a : هو تقدير لـ σ_u^2 من المشاهدات

$U_{\frac{\alpha}{2}}$

: قيمة التوزيع الطبيعي القياسي اي القيمة الجدولية المستخرجة من جداول التوزيع الطبيعي باحتمال $(1-\alpha)$ والشي المتوقع ان حدود الثقة للتنبؤ ستكون اوسع كلّما صار (ℓ) كبيراً، لان التباين لخطأ التنبؤ سيزداد كلّما كبر .

2-5 **النماذج الموسمية** **Seasonal Models** :

هي نوع من انواع السلاسل الزمنية التي تتضمن تغيرات موسمية في تكوينها أي ان السلسلة المذكورة تمتلك سلوك دوري "Periodic" وتعيد نفسها في فترات زمنية ثابتة، وهذه الفترات تعتمد على طبيعة بيانات السلسلة الزمنية. وتستخدم لتمثيل السلاسل الزمنية الموسمية ومن هذه النماذج:

1-نموذج الانحدار الذاتي الموسمي: ويكتب بالشكل الآتي:

$$X_t = \mu + \theta_S X_{t-S} + \theta_{2S} X_{t-2S} + \cdots + \theta_{PS} X_{t-PS} + Z_t \quad \text{.....(2-61)}$$

ويرمز لهذا النموذج بـ $SAR(P)$ حيث P تمثل درجته.

2-نموذج المتوسطات المتحركة الموسمي: وصيغته هي:

$$X_t = \mu + Z_t - \phi_S Z_{t-S} - \phi_{2S} Z_{t-2S} - \cdots - \phi_{QS} Z_{t-QS} \quad \text{....(2-18)}$$

ويرمز لهذا النموذج بـ $SMA(Q)$ حيث Q تمثل درجته.

3-نموذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة الموسمي: ويكتب كالآتي:

$$X_t = \mu + \theta_S X_{t-S} + \theta_{2S} X_{t-2S} + \cdots + \theta_{PS} X_{t-PS} + Z_t - \phi_S Z_{t-S} - \phi_{2S} Z_{t-2S} - \cdots - \phi_{QS} Z_{t-QS} \quad \text{.....(2-19)}$$

ويرمز لهذا النموذج بـ حيث تمثلان درجته. $SARMA(P,Q)_{P,Q}$

أما إذا كانت السلاسل الموسمية غير ساكنة فتحول إلى ساكنة عن طريق أخذ الفرق الموسمي وفق المعادلة الآتية:

$$W_t = X_t - X_{t-S} \quad \text{.....(2-20)}$$

ثم تمثل بنفس النماذج السابقة ولكن تضاف فقط كلمة متكاملة إلى اسم النموذج للدلالة على أن هذا النموذج استخدم لتمثيل سلسلة زمنية غير ساكنة.

النموذج الموسمي المضاعف: هو خليط من النماذج اللا موسمية والموسمية ويكتب بالشكل الآتي:

$$\theta_p(B)\theta_P(B^S)\nabla^d\nabla^D X_t = \phi_q(B)\phi_Q(B^S)Z_t \quad \text{.....(2-21)}$$

حيث أن:

p درجة الانحدار الذاتي الاعتيادي، P درجة الانحدار الذاتي الموسمي

q درجة المتوسط المتحرك الاعتيادي، Q درجة المتوسط المتحرك الموسمي

D درجة الفروق الاعتيادية، D درجة الفروق الموسمية

S طول فترة الموسم

ويرمز للنموذج أعلاه بـ . $ARIMA(p,q,d)\times(P,Q,D)_S$

2-6 الشبكات العصبية الاصطناعية : Artificial Neural Networks

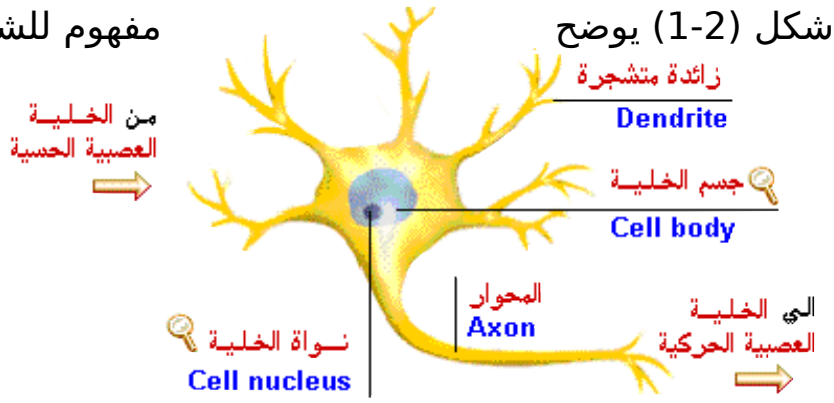
[4،7،8،9،13،14،16،17،18،20،22،23،25،27،30،31،32،33،35،36،37،40،41،44،45،47،48،49،50،55،56،57،59،60،77،83،84،87،89،92،94، 95]

سميت الشبكات العصبية الاصطناعية ANN بهذا الأسم كونها شبكة من وحدات الأتصالات الداخلية، إذ أن هذه الوحدات مستوحاة من دراسة أنظمة الأعصاب الحيوية.

إن فكرة عمل الشبكات العصبية الأصطناعية هو عملية محاكاة البيانات للوصول الى نموذج لهذه البيانات لغرض التحليل أو التصنيف أو التنبؤ أو أي معالجة اخرى دون الحاجة الى نموذج مقترح لهذه البيانات، لذلك فقد حازت الشبكات العصبية الأصطناعية اهتمام الكثير من الباحثين والعلماء إذ لها المرونة العالية بالمقارنة مع الأساليب الرياضية المستخدمة في عملية التعلم على نموذج البيانات وخزن المعلومات وبثها في الشبكة العصبية الأصطناعية. لقد انصرف الباحثون للتعمق والتأمل في فهم الية التفكير البشري فقابلية الانسان وكفاءته ترجع الى هيكل دماغه المتكون من عدد هائل من الخلايا العصبية ويحتوي المخ البشري الاعتيادي على الف مليار (10^{12}) خلية عصبية ولكل واحدة منها ما يقارب 10000 مشبك مع الخلايا. وبعد أن يبلغ الانسان عامه العشرين يتعرض إلى فقدان بعض العصبونات، حيث يموت عدد من العصبونات أو يختفي كل يوم وبصفة عامة، لا تعوض العصبونات الميتة خلال حياة الشخص، ولكن الفقد لايتجاوز 10% من العدد الكلي للعصبونات، طوال الحياة تتصل بلايين العصبونات بعضها ببعض، بشبكات معقدة ويعتمد أداء كل الوظائف العقلية

والجسدية على ترسُّخ (عملية ترسيخ) الشبكات العصبونية والحفاظ عليها، فعـادات الشـخص ومهـاراته - مثـل عـض الأظـافر أو العـزف علـى آلـة موسيقية- تكون مغروسة في الدماغ داخل الشبكات العصـبونية المنشـطة باستمرار وعندما يقف الشخص عـن أداء نشـاط معيـن، تتوقـف الشـبكات العصبية الخاصة بذلك النشاط عن العمل وقد تختفي فـي النهايـة. فمجـرد تخيل هذه الشبكة العجيبة ليس بالامر الهين "السهل". والشكل الاتي يبين الخلية العصبية البيولوجية.

شكل (2-1) يوضح مفهوم للشبكة العصبية البيولوجية



ويتبين من الشكل اعلاه إن الخلية العصبية تتكون من :

جسم الخلية (cell body):- هو جسم غير منتظم نجمي الشكل يتضمن على النواة.

التفرعات او المداخل (Dendrites):- هي عبارة عن اذرع تربط الخلية بالخلايا المتجاورة وتنقل الاشارات الداخلة الى كل خلية مع الخلايا الاخرى المرتبطة بها.

المحور العصبي او المخـرج (Axon):- هـو عبـارة عـن ذراع يمتـاز بطـوله حيث يقوم بنقل الاشارة الخارجة مـن الخليـة الـى الخلايـا الاخـرى، تلتقـي الاذرع الخارجة من الخلية مع الاذرع الداخلة الى الخليـة الاخـرى بوسـاطة مناطق اتصال (Synapses) وهي تمثل نقطـة التقـاء بيـن خليـة عصـبية مـع خلية عصبية مجاورة ، تنتقل المـدخلات والمخرجـات عـبر الخلايـا العصـبية على شكل نبضات كهروكيميائية لتحدث تفاعلاً كيميائيـاً فـي جسـم الخليـة ينتج عنه جهد كهربائي يولد نبضة كهربائية خارجـة مـن الخليـة الـى الخلايـا المرتبطة بها وتعتمد شدة النبضة الناتجـة علـى مجمـوع النبضـات الداخلـة الى الخلية فاذا كانت قليلة ولم تصل الى مستوى العتبة (Thershold) فانها سوف لن تصدر نبضة خارجة، ولذلك كانت هنـاك محـاولات للوصـول الـى اقرب نقطة لكفاءة الانسـان مـن خلال التقليـد ولـو بشـكل بسـيط هيكلـة الدماغ البشري باستعمال الشبكات العصبية الاصطناعية (Artificial Neural Networks) التي تقوم بحل المشاكل دون الحاجة الى وجود خوارزمية حـل مما يؤدي الى تقليل كمية البرامجيات ومن ثم تقليل الوقت والكلفة.

2-6-1 **تعريف الشبكات العصبية الاصطناعية**:-

تعد الشبكات العصبية الاصطناعية ANN حالة ذكية مـن نظريـة الشـبكات في عملية التعلم على نموذج البيانات وخزن وبث المعلومات فـي الشـبكة العصبية الاصـطناعية.وهنـاك عـدة تعـاريف للشـبكات، سـيتم اجمـال اهـم التعاريف المعتمدة.

- عـرف العـالم Nilsson الشـبكات العصـبية علـى انهـا نظـام حسـابي مكون من عدد من وحدات المعالجـة (Processing units) المترابطـة فيما بينها وتتصف بطبيعتها الديناميكيـة والمتوازيـة فـي معالجـة البيانـات الداخلة اليها.

- عرف العام Haykin الشبكات العصبية في عام 1994على انها متوازية هائلة توزع المعالج الذي لديه ميل او نزعة طبيعية لخزن المعرفة التجريبية وجعلها متاحة للاستعمال.انها تماثل الدماغ البشري في ناحتين،تكتسب المعرفة بواسطة الشبكة من خلال عملية تعلم نقاط اتصال العصبون المعرفة باسم مشبكي Synaptic وتستعمل الاوزان لخزن المعرفة.

- عرف العام Nigrin الشبكة العصبية في عام 1993على انها دائرة مؤلفة من عدد كبير جدا من عناصر المعالجة النشيطة التي تعتمد النظام العصبي. كل عنصر يعمل فقط على المعلومات المحلية واضافة لذلك كل عنصر يعمل بشكل غير متزامن ولذلك ليس هنالك نظام شامل على مدار الساعة.

- عرف العام Zurada الانظمة العصبية او الشبكات العصبية الاصطناعية في عام 1992 على انها انظمة خلوية فيزيائية التي يمكن فيها من كسب وخزن واستعمال المعرفة التجريبية.

ويمكن تعريف الشبكات العصبية على انها مجموعة مترابطة من الخلايا العصبية إذ ان مخرجات عصبون (Neuron) معين تكون مرتبطة ومن خلال الاوزان بمدخلات عصبون اخر بالاضافة الى العصبون ومن ثم يمكن تعريف الشبكات العصبية الاصطناعية على انها هيكل من المعلومات التي تتم معالجته بشكل متوازي، ويتكون من مجموعة من عناصر معالجة (Processing element) ترتبط مع بعضها بوساطة مجموعة من الموصلات (Connection) وتطبق عناصر المعالجة دالة تنشيط على مدخلاتها للحصول على المخرجات. ومن التعاريف الاخرى هي عباره عن نماذج رياضية تقتنص خصائص معالجة المعلومات التي تتصف بها الانظمة البيولوجية. ويمكن ايجازها بالاتي: **الشبكات العصبية هي نظام معالجة بيانات يستند على نماذج رياضية بسيطة له مميزات أداء معينة بأسلوب يحاكي الشبكة العصبية "النظام العصبي" البيولوجية، وتعد إحدى النماذج غير الخطية.**

2-6-2 مراحل تطور الشبكات العصبية الاصطناعية:

ان فكرة نشوء الشبكات العصبية الأصطناعية بدأت من خلال محاكاة بعض خصائص الشبكات العصبية البيولوجية، إذ تمتلك الشبكات العصبية الأصطناعية القدرة على تحليل البيانات أو تصنيفها وتبويبها الى اشكال وانماط مختلفة دون الحاجة الى أي نموذج مسبق يصف طبيعة العلاقات بين تلك البيانات وما يمكن ان تتضمنه هذه البيانات.

وبصيغة اكثر حداثة، درست الشبكات العصبية الأصطناعية كأسلوب مقابل الى اساليب النماذج غير الخطية المشتقة Non-Linear Model-driven، وبسبب خصائصها فإنها تنتمي الى اسلوب البيانات المشتقة Data-driven approach، بمعنى ان التحليل يعتمد على البيانات المتوفرة مع قليل من العلاقات الأولية حول العلاقات بين المتغيرات وحول النماذج .

في عام 1943 صمم العالمان (Pitts and Warren McCulloch) المفهوم العام لأول الشبكات العصبية اذ تم تعريفها بانها انظمة تتكون من عدد من العقد البسيطة التي تعد المصدر الرئيس في زيادة القدرات الحسابية.

ان الشبكات التي صممها هذين العالمين تتكون من مجموعة عقد مترابطة مع بعضها بواسطة أوزان، ولقد استخدمت هذه الشبكات في انجاز دوال منطقية خاصة، ويمكن لهذه الشبكة ان تنظم عقدها لتوليد استجابة لعدة دوال منطقية معا .

ومن ابرز النظريات التي ظهرت، نظرية (Donald Hebb) في عام 1949 إذ تنص هذه النظرية على ان عملية التعلم والذاكرة (Learning & Memory) هي ظاهرة تنتج من تقوية الأرتباط في عقد الشبكة العصبية، أي بمعنى آخر أن التحفيز المتكرر (Repeated Stimulation) لبعض العقد الفعالة في الشبكة العصبية يؤدي الى حدوث زيادة في قوة الأرتباط العصبي بين العقد الفعالة، وهذه العملية تؤدي الى خزن (Encoding) التغيرات في قوة الأرتباط العصبي بين العقد الفعالة

في الشبكة لأختيار افضل اوزان، وهذا معنى التعلم في الشـبكة العصـبية، وبذلك تتعلم الشبكة نموذجا للبيانات التي تدربت عليها. وان شـبكة الخليـة العصـبية الأصـطناعية متمثلـة بـالأدراك الحسـي (Perceptron) والـذي يحاكي الخلية العصـبية البيولوجيـة فـي طريقـة عملـه وقـد اقـترحت هـذه الطريقة من قبل العالم (Frank Rosemblatt) فـي عـام 1958. إذ يتكـون الأدراك الحسـي مـن وحـدات ادخـال (Input Units) ووحدات جمع (Summing Units) ترتبـط وحـدات الأدخـال مـع وحـدات الجمع، وتمرر وحدات الجمع في دالة غير خطية ذات قيمـة معينـة تسـمى دالة العتبة (Threshold Function) لكي نحصل على مخرجـات الشـبكة العصبية الأصطناعية. وكانت تلك هي النواة الأولى في عملية التعلـم علـى مدخلات شبكة الخلية العصبية الأصـطناعية المتكونـة مـن طبقـة واحـدة (Single Layer) ولذلك فقد كانت عمليـة التعلـم مقتصـرة علـى النمـاذج الخطية للبيانـات لغـرض التقـدير أو التبـويب أو التصـنيف أو التنبـؤ. ولهـذا السبب فقد قل الأهتمام بالبحوث والدراسات في مجال الشبكات العصبية لسنوات عدة، الى ان تم التوصل الى شكل جديد للأدراك الحسي ويتمثـل بأضـافة مسـتوى جديـد يطلـق عليـه الطبقـة المخفيـة (Hidden Level) وبذلك اصـبحت عمليـة الربـط بيـن المـدخلات والمخرجـات لا تتـم بشـكل مباشـر وإنمـا عـن طريـق الطبقـة المخفيـة. إذ اكتسـب الأدراك الحسـي القدرة على حسـاب الـدوال والعلاقـات للبيانـات ذات النمـاذج الخطيـة او اللاخطية، وبعد ذلك فقد تطورت هذا الطبقة المخفية بأضافة أوزان تربـط بين طبقة المدخلات (Input Level) والطبقة المخفية مـن قبـل العـالم (Paul Werbos) في عام 1974.وقـد ادى إخفـاق شـبكات Perceptron في حل بعـض المشـاكل وضـعفها فـي التعلـم بالنسـبة للشـبكات متعـددة الطبقات على ايجاد شبكات اخرى قـادرة علـى حـل مثـل هـذه المشـاكل وكانت شبكات الأنتشـار العكسـي البـديل لهـذه الشـبكات، إذ يعـاد الخطـأ المرتكب في مستوى المخرجات الى الطبقة المخفيـة وقـد أكتشـفت فـي مرحلة السبعينات (Werbow) عـام 1974 ولكنهـا لـم تنشـر علـى نطـاق واسع، وأول من أوجد هـذه الشـبكات هـو العـالم (David Parker) عـام

1985 والعالم (Lecun) عام 1986 قبل ان تصبح معروفة بشكل واسع. وثمة تطور اخر حصل في هذه الفترة، إذ طور Seinowski في عام 1986 شبكة اطلق عليها Nettalk لها القابلية على خلق الاصوات. كما شهدت هذه الفترة تطوراً مهماً في تعلم الشبكات إذ تمكن العلماء Rumelhart و Hinton و Williams من بناء صيغة جديدة تعرف بالانتشار العكسي للخطأ Backpropagation وعرضها في كتاب تعلم التمثيل الداخلي من قبل الخطأ المرجع او العكسي عام 1986. ان الفترة الممتدة من عام 1987 حتى وقتنا الحالي سميت بعصر Neo-connectionism حيث ساعد التطور المذهل الذي حصل في تقنيات الحواسيب الشخصية والحواسيب الصغيرة وسعات خزنيه عالية فضلاً عن تطور البرمجيات وتوافر ادواتها مما ساعد كثيراً على انتشار البحوث في هذا المجال افقياً وعمودياً وذلك من خلال اضافة انواع جديدة من الشبكات وابتكار خوارزميات جديدة لتعلم الشبكات العصبية وزيادة كفاءته. كانت ومازالت شبكة البث العكسي للخطأ Backpropagation تستحوذ بالكثير من الاهتمام والبحث، وكان هناك الكثير من الجدل حول ما إذا كان يمكن أن تنفذ بطريقة تماثل التعلم في المخ أم لا، ويرجع ذلك إلى جزئية آلية الإشارات العكسية الذي لم يكن واضحا في ذلك الوقت، ولكن الأهم من ذلك أنه لم يكن هناك مصدر معقول لـ 'التعلم' أو 'الهدف' الاشارة.

ومع ذلك منذ عام 2006، اقترحت عدة إجراءات غير خاضعة للرقابة تعلم الشبكات العصبية مع أكثر من الطبقة "تعدد الطبقات"، وذلك باستعمال ما يسمى بعمق خوارزميات التعلم deep learning algorithms.

يمكن ايجاز مراحل تطور الشبكات العصبية الاصطناعية بأربعة مراحل رئيسة، كالاتي:

- عام 1958 **اقتراح** العام Frank Rosemblatt نموذج الخلية العصبية الاصطناعية، ممثلة بالمدرك الحسي(Perceptron)،اذ كانت

الشـبكة العصـبية الاصـطناعية تتكـون مـن طبقـتين فقـط همـا المدخلات و المخرجات.

- عام 1974 **أضافة** العام Paul Werbos مستوى جديد يطلق عليه الطبقة المخفية (Hidden Level) وبـذلك اصـبحت عمليـة الربـط بين المدخلات والمخرجات لا تتم بشـكل مباشـر وإنمـا عـن طريـق الطبقة المخفية.

- عـام 1986 تمكـن العلمـاء Rumelhart و Hinton و Williams (فريق علميات التوزيع المتوازي) من صـياغة صـيغة جديـدة تعـرف **بالانتشار العكسي للخطأ** Back propagation .

- عام 1987 انعقاد **اول مؤتمر** دولـي لشـبكات العصـبية وتشـكيل الجمعيـة الدوليـة للشـبكات العصـبية INNS وفـي عـام 1988 تشكيل مجلة الشبكات العصبية.

- في فترة التسعينات وما بعدها وبسبب التطـور الهـائل فـي تقنيـات الحواسيب تزايد الاهتمام في الشـبكات العصـبية الاصـطناعية وتـم **اضافة** انواع جديدة من الشبكات وابتكار خوارزميات جديدة لتعلـم الشبكات العصبية وزيادة كفاءتها فضلا عن اضـافة طبقـات متعـددة في طبقة المخفية. واسـهمت البرامجيـات التطبيقيـة الجـاهزة فـي تزايد استخدام وتطبيق الشـبكات العصـبية الاصـطناعية فـي شـتى الحقول.

2-6-3 **لماذا الشبكات العصبية الاصطناعية**:

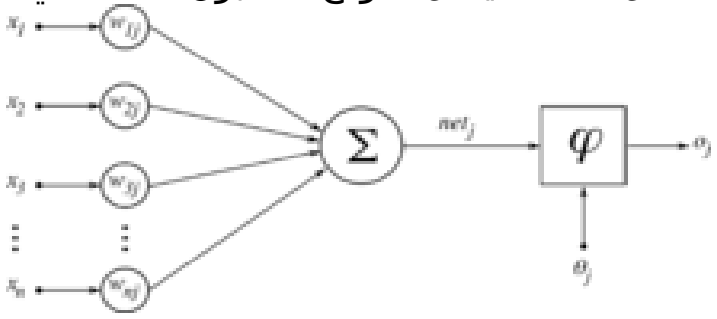
بالرغم من التطور الهائل في الحواسيب الالكترونية وتقنياتها فقد عجـزت البرمجة التقليدية في حل بعض المعضلات الصعبة الـتي لا يمكـن صـياغتها او ايجـاد اطـار عـام لهـا ضـمن هـذه التقنيـات وذلـك لانهـا ظلـت أسـيرة للاسلوب التسلسلي في تنفيذ الايعازات والبرامج التي تنفذها بشكل آلـي، وهو ما يطلق عليه نماذج فون نيومان (Von Neuman models) الـذي يقضي بمعالجة سيل من الايعازات بصورة متسلسلة وهذا يتطلـب صـياغة

المشكلة بشكل محدد ودقيق وتحويلها الى سلسلة مـن الايعـازات القابلـة للتنفيذ، وقد يصبح من المستحيل صياغة بعض المعضـلات المعقـدة والـتي تتطلب تفاعلاً آنيا مع الظـروف المحيطـة بهـا باسـلوب البرمجـة التقليديـة مثل الرؤية (Vision) والكلام (Speech)، مما حدا بالبـاحثين للبحـث عـن آليات جديدة تتيح لهذه الآلة نوعاً من الذكاء والية اسـتنتاج لاتخـاذ رد فعـل مناسب في الوقت المناسب فاتخذت البحوث مساراً جديداً فـي تطبيقـات الذكاء الاصطناعي وبناء قواعد المعرفة (Knowledge Base System). ولكنهـا ظلـت دون مسـتوى الطمـوح فـي مجـالات معينـة. وفـي مطلـع السبعينات اتجهت البحوث نحو استثمار اليات الانظمة الطبيعية الموجــودة في الكائنات الحية ومنها الانسان، مثل التكيف والاستنتاج والتعلم والادراك والالتقاء العشوائي فـي المنظومـة الوراثيـة "الجينيـة" ومـن هنـا انطلقـت فكرة الشبكات العصبية الاصطناعية لايجـاد منظومـة حسـابية لهـا القـدرة على التكيف والتعديل عن طريق التعلم لايجاد دوال الربط بيـن المـدخلات والمخرجات او استنتاج قرار معين مبني على الاف الاحتمـالات والعلاقـات فضلا عن قابليتها في معالجة المعلومات الناقصة.

2-6-4 **وصف عام لآلية عمل العصبون الاصطناعي**:

بشـكل عـام يمكـن وصـف اي شـبكة عصـبية الـى طبقـات مـن الخلايـا الاصطناعية وكالاتي: طبقة المدخلات وطبقة المخرجات والطبقة المخفيـة التي تتواجد بين طبقتي المدخلات والمخرجات. وكل خلية في إحـدى هـذه الطبقات تتصل بكافة العصبونات الموجودة في الطبقـة الـتي تليـه وكافـة العصبونات في الطبقة التي تسبقه، وكما مبين في الشكل الاتي:

شكل (2-2) يمثل نموذج لعصبون اصطناعي.



وجدو الباحثون في البداية ان الخلايا العصبية تقوم بعملية جمع لإشارات بمعني انه يوجد وصلتين لخلية عصبية وكل وصلة عليها إشارة تكون النتيجه هي محصلة الإشارات بالجمع العادي ومن ثم وجدوا ان كل عصبون يستطيع ان يقوم بعمل تكبير أو تصغير، فتم إضافة عامل اسمه عامل الوزن (Weighting Factor) بمعنى انه إذا كان هناك خلية لها مدخلان فيتم ضرب الإشارة الأولى في المعلمات الخاصة بالعصبون هذا للمدخل الثاني ومن ثم يتم جمعهم وعلى ذلك تم بناء النظام الهندسي للخلايا الصناعية مع الاخذ في الاعتبار انه ليس صحيح بالنسبة 100% للخلايا العصبية البيولوجية.

2-6-4-1 طريقة معالجة المعلومات:

كل اتصال بين عصبون وآخر يتميز بارتباطه بقيمة تدعى الوزن (Weighting) وهي تشكل مدى أهمية الارتباط بين هذين العنصرين، يقوم العصبون بضرب كل قيمة دخل(input) واردة من عصبونات الطبقة السابقة بأوزان الاتصالات مع هذه العصبونات، من ثم جمع نواتج الضرب جميعا، ثم إخضاع النتيجة لدالة تحويل يختلف حسب نوع العصبون، ناتج دالة التحويل يعتبر خرج(output) العصبون الذي ينقل إلى عصبونات الطبقة اللاحقة.

2-6-4-2 ألاختلاف مع الخلايا العصبية البيولوجية:

الخلايا العصبية البيولوجية هي اعقد كثيرا فيوجد مثلا ثلاثة أنواع للخلايا اما خلايا متواجدة داخل مكان واحد (Local Network Cell) وفي الغالب تكون مستقبلة excitatory أو محدثه inhibitory للإشارة Spike أو خلايا وهي خلايا تربط بين أجزاء مختلفه من المخ وفي الغالب تكون مستقبلة أو خلايا حساب المجموع. يمسى Dendrite بالعصبون وهذا في النموذج الهندسي عبارة عن سلك ليس له تأثير على الإشارة الداخلة للخلية اما في الحقيقة فان ذلك الجزء يعتبر مجموعة من الدوائر الإلكترونية القادرة على أحداث الإشارة ذاتياً وهي تعامل معاملة المكثفات والملفات Active Component كما أنه وجد ان هذه العصبونات لها تأثير على بعض فمثلا إذا تواجدت العصبونات بجانب بعض فتجمع الإشارة بجمع غير خطي nonlinear اما إذا

كان العصبونات بعيدة عن بعض فتجمع جمع خطي عادي. الخلايـا العصـبية البيولوجية قادرة على تغيير معاملات العصبونات وهـذا معنـاه انهـا قـادرة على تغيير تشكيلها لمناسبة اقصى مجهود مطلوب باقل الوصلات.

2-6-5 مكونات الخلية العصبية الاصطناعية:

الخلية العصبية الاصطناعية تتكون من أربعة اقسام وهي كالأتي:

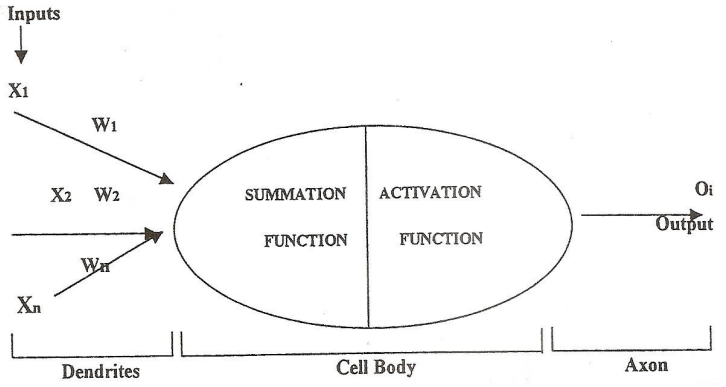
1- قنوات الإدخال (synapse): تتسـلم الخليـة العصـبية مـن هـذه القنـوات الإشارات القادمـة مـن الخلايـا المرتبطـة بهـا وتسـمى الإشـارات الداخلـة بالمدخلات ويرمز لها ((xi, i=1,2,….n))

2- دالة الجمع (summation function): مهمـة هـذه الدالـة جمـع او توحيـد الإشارات الداخلة في إشارة واحدة .

3-دالة التنشيط (Activation function): مهمة هـذه الدالـة نشـر القيمـة الداخلة إليها على وفق نوع الدالة المسـتعملة علـى وفـق مقيـاس حـدود القيمة الخارجة.

4- قناة الإخراج (Axon path's): تقوم هذه القناة بإرسال إشـارة الإخـراج إلى خلايا عصبية أخرى وتعد إشارة ادخال لتلك الخلايـا وتسـمى اشـارة الإخراج بالمخرجات. والشكل الاتي يبين مكونات الخلية العصبية.

شكل (2-3) يمثل يمثل المنهجية العامة للشبكات العصيبة



2-6-6 دوال التنشيط: Activiation Function

دوال التنشيط عبارة عن دوال لمعالجة البيانات الداخلة الـى الوحـدات او العقد العصبية، وهنـاك العديـد مـن دوال التنشـيط الـتي قـدمت مـن قبـل

الباحثين والتي اختلفت تبعاً لاختلاف نوعية المخرج الذي يتم الحصول عليه واهداف الشبكة المراد تحقيقها. ومن اهم المواصفات الواجب توافرها في الدوال التنشيط هي: ان لا تكون ثنائية القيمة ولها القدرة على النمذجة غير خطية وقابلة للتفاضل او للاشتاق، هذا شرط اساسي تفرضه شبكة الانتشار العكسي للخطأ في عملية التدريب. واهم هذه الدوال هي كالاتي:

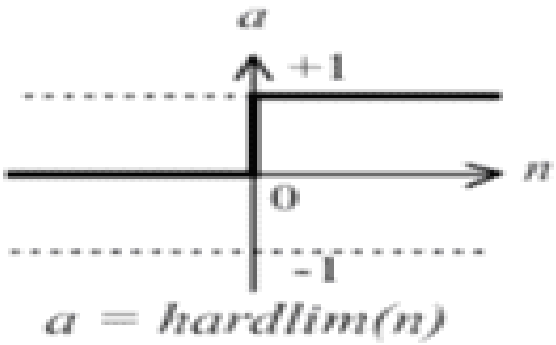
1- دالة العتبة أو الخطوة Step Function:

تحدد هذه الدالة مخرج العصبون بين 0 و 1 بحيث يصبح الخرج مساوياً الى الواحد إذا كان الدخل أكبر أو مساويا الصفر ويصبح الخرج مساوياً الى الصفر إذا كان الدخل أصغر من الصفر وبموجب الصيغة الاتية:

$$f(s)=\begin{cases}0 & if \quad s<0\\ 1 & if \quad s\geq 0\end{cases}$$

وتسمى ايضاً بدالة العتبة Threshold ، والشكل الاتي يوضح هذه الدالة:

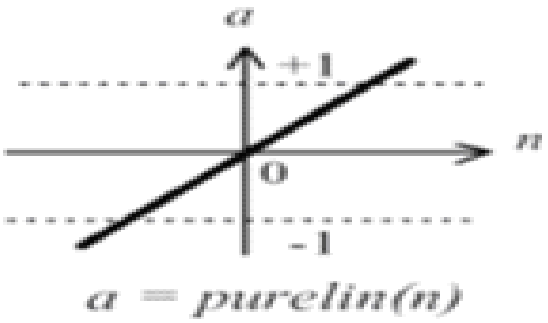
شكل (2-4) يمثل دالة العتبة



2- الدالة الخطية: Linear Function

تستخدم هذه الدالة في المرشحات التلاؤمية الخطية للعصبونات، وكما موضح في الشكل الاتي:

شكل (2-5) يمثل دالة الخطية



3- الدالة السيكمويد او السينية Sigmoid :

تأخذ هذا الدالة قيم الدخل المحصورة بين ∞ ـ و ∞ + وتكون المخرجات محصورة بين 0 و 1 وهي أكثر الدوال استخداماً بسبب سهولة اشتقاقه التي تأخذ الصيغة الاتية ضمن المجال (0،1):

$$F(x)=\frac{1}{1+\exp(-\mu x)}$$

حيث ان:

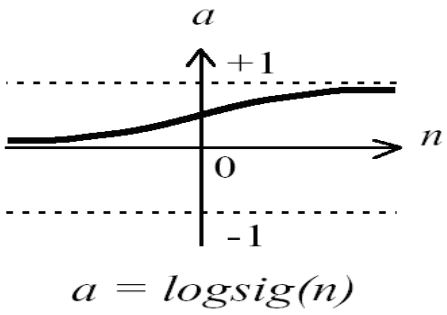
X: تمثل حاصل ضرب قيمة الادخال مع الوزن المناظر لها .

μ تمثل ميل الدالة وتكون قيمتها مساوية الى الواحد:

ومشتقة الدالة F(x) هي:

$$f'(x)=f(x)[1-f(x)]$$

شكل (2-6)يمثل دالة السينية

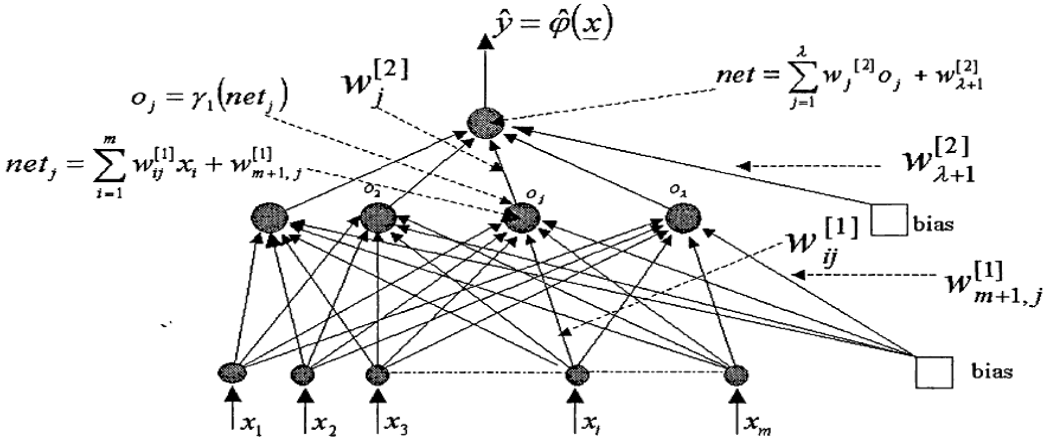


وتعد دالة السنية اوالسيكمويد من اهم الدوال المستخدمة في الشبكات العصبية الاصطناعية وذلك لقدرتها على نشر القيم بين (0-1) بشكل انسيابي وتساعد في تحقيق القيمة الخارجة لكافة قيم المدخلات ومهما كانت واطئة وكذلك تمتاز بسهولة الحساب والتنفيذ.

2-6-7 **البنية المعمارية للشبكات العصبونية:**

معمارية الشبكة العصبية الاصطناعية، هي الطريقة التي ترتبط بها العصبونات مع بعضها البعض لتشكيل الشبكة، وفي الشكل الاتي ترتبط كل مركبة من مركبات شعاع الدخل P بكل عصبون من خلال مصفوفة الوزن W، وكما موضح في الشكل الاتي:

شكل (2-7) يمثل معمارية الشبكة العصبية الاصطناعية



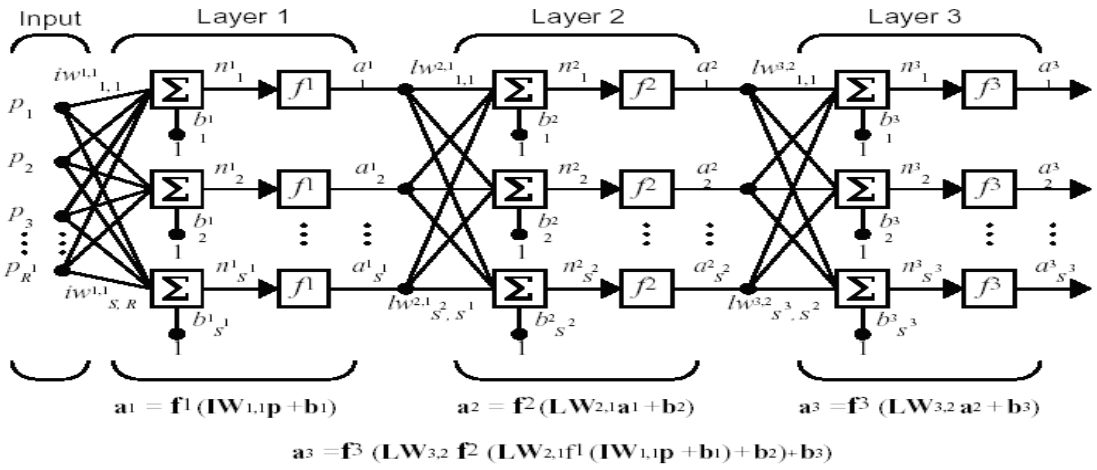
كل عصبون يحتوي وصلة جامع تقوم بجمع الدخل الموزون مع الإزاحة لتشكيل الخرج العددي للعصبون، وفي النتيجة إن مركبات خرج طبقة العصبونات تشكل شعاع الخرج (مصفوفة من عمود واحد). ومركبات شعاع الدخل تدخل إلى الشبكة من خلال مصفوفة الأوزان الاتية:

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

مؤشرات السطر لعناصر هذه المصفوفة تدل على العصبون الهدف أما مؤشرات العمود تدل على مركبات الدخل المصدر. أي أن المؤشرات في

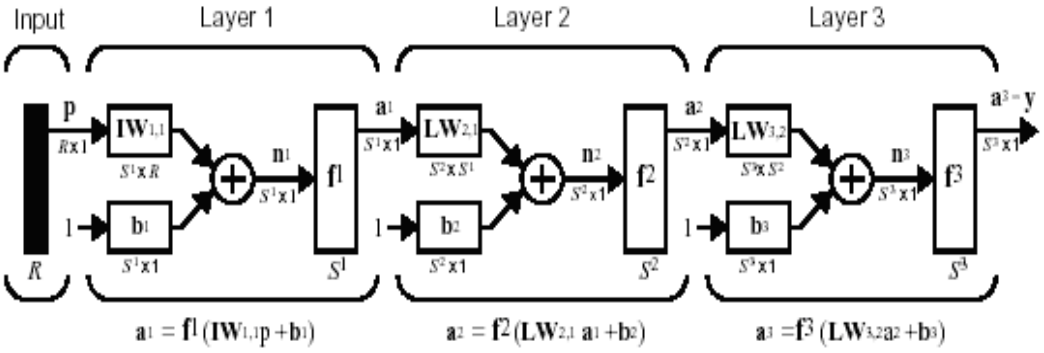
العنصر W_{12} تدل على أن هـذا الـوزن يتعلـق بالعصـبون الأول، وأن مركبـة الدخل لهذا العصـبون هـي المركبـة الثانيـة. والشـكل الاتـي يـبين الشـبكة الأمامية ذات الطبقات المتعددة.

شكل (2-8) يمثل الشبكة الأمامية ذات الطبقات المتعددة



الشبكة العصبونية يمكن أن تتألف من عدة طبقات وفي هذه الحالة يكون لكل طبقـة مصـفوفة وزن W، وشـعاع إزاحـة b وشـعاع خـرج. ومـن أجـل التمييز يضاف رقم الطبقة كدليل علوي لكـل مـن المتحـولات المسـتعملة مـن خلال الشـبكة المبينـة مركبـة الـدخل، عصـبون فـي الطبقـة الأولـى، عصبون في الطبقة الثانية، وهكذا بنفس الأسلوب. ومن الملاحظ أيضـا أن خرج كل طبقة متوسطة هو دخل للطبقة التي تليها وبذلك تعتبر كل طبقـة في هـذه الشـبكة كأنهـا شـبكة ذات طبقـة وحيـدة. والطبقـة الـتي تعطـي الخرج تسمى طبقة الخرج، أمـا الـدخل فلا يعتـبر طبقـة، وبقيـة الطبقـات تسمى الطبقات الخفية. ويمكن تمثيـل الشـبكة الثلاثيـة مـن خلال الشـكل الاتي:

شكل (2-9)يمثل الشبكة العصبية الثلاثية



الشـبكات متعـددة الطبقـات هـي شـبكات ذات فعاليـة كـبيرة وخاصـة الشـبكات الـتي تتضـمن طبقـتين، فهـي مسـتخدمة بشـكل واسـع. حيـث تسـتطيع هـذه الشـبكات مـن حـل العديـد مـن المشـاكل المعقـدة ولكـن يستغرق تدريبها وقتاً أطول.

2-6-8 الشبكات ذات التغذية الخلفية: Back propagation Networks

هذا النوع يحوي على الأقل حلقة تغذية خلفيـة "عكسـية" واحـدة، ويمكـن أن يتألف من طبقة واحدة او عدة الطبقات وكل عصبون يعود خرجـه إلـى دخل كل العصبونات المتبقية، ويكون هناك تغذية خلفية ذاتيـة أي أن خـرج العصبون يعود إلى دخله ولكن هذه الشبكات قليلة الاستخدام في المجـال الحيوي لانه يمكن تحقيق الأهداف الحيوية من خلال شبكات أمامية.

2-6-8-1 طرائق تعلم الشبكة العصبونية:

تتعلم الشبكة عن طريق إعطائها مجموعة من الأمثلة او المتجهات، الـتي يجب أن تكون مختارة بعناية، لأن ذلك سيساهم في سرعة تعلـم الشـبكة. ومجموعة الأمثلة هذه تسمى مجموعـة او فئة التـدريب. وتنقسـم طـرائق تعلم الشبكة العصبية إلى قسمين حسب فئة التـدريب الـتي تعـرض علـى الشبكة وهما:

- **التعلم المراقب (بواسطة معلم) ANN's : Supervised Learning of**

تقوم كـل طـرائق التعلـم أو التـدريب بواسـطة معلـم للشـبكات العصـبية الاصطناعية على فكرة عرض البيانـات التدريبيـة أمـام الشـبكة علـى هيئة زوج من الأشكال، هما الشكل المدخل input والشـكل المسـتهدف target. وتسمى هذه الشبكات بالشبكات العصبية المراقبة لانها تحتاج اثناء عمليــة التدريب الى مراقب ليبين لها المخرج المسـتهدف او المطلـوب لكـل مـن المدخلات، ويتم مقارنة المخرج الفعلي مع المخرج المسـتهدف مـن اجـل تحديث الاوزان للوصول الى المخرجات المرجوة والتي لا تحتاج بعدها الى التدريب او الاشراف خارجي.

- **التعلـم غيـر المراقـب (بـدون معلـم): Unsupervised Learning**

فـي هـذه الطريقـة تكـون مجموعـة او فئة التـدريب عبـارة عـن متجـه المدخلات فقط دون عرض الهدف للشبكة، وتسمى هذه الطريقة بــالتعلم الذاتي حيث تبني الشـبكات العصـبونية الاصـطناعية أسـاليب التعلـم علـى أساس قدرتها على اكتشاف الصفات المميزة لما يعرض عليها من أشكال وقدرتها على تطوير تمثيل داخلي لهذه الأشكال وذلك دون معرفة مسـبقة وبدون عرض أمثلة ما يجب عليها أن تنتجه وذلك على عكس المبدأ المتبـع في أسلوب التعلم بواسطة معلم.

من اساليب التعلم بـدون معلـم هـي: التعلـم الهيبيـاني Hebbian، والتعلـم التنافسي Competitive وبما أن الأسلوب الذي اتبعناه هـو التعلـم بواسـطة معلم، لذلك سنتطرق إليه لاحقاً بالتفصـيل، حيـث أن التعلـم بوجـود معلـم يمكن أن يتم إما بتصحيح الخطأ أو بالاعتماد على الذاكرة.

2-6-9 **التعلم بواسطة معلم على نمط تصحيح الخطأ**:

يستخدم هـذا النـوع مـن التـدريب لتعلـم الشـبكات الخطيـة ذات الطبقـة الواحدة التي تستخدم لحل مسائل التقابـل الخطـي بيـن الـدخل والخـرج، حيـث تقـوم الشـبكة بحسـاب إشـارة الخطـأ مـن خلال الفـرق بيـن خـرج العصبون والخـرج المطلـوب، ويتـم تعـديل قيـم الأوزان عـن طريـق دالـة

الخطأ المسماة بدالة الكلفة بهدف تصغير الفارق عن طريق اشتقاق هـذه الدالة بالنسبة للأوزان الشبكية (المشبكية). تعد هذه الطريقـة فـي التعلـم من طرائق التعلم المهمة بواسطة معلم وأكثرها شيوعاً. وهناك نـوع اخـر من التعلم هو التعلم بواسطة معلم المعتمـد علـى الـذاكرة، يتـم فـي هـذا النـوع مـن التعلـم تخزيـن المعلومـات المتـوفرة عـن الـبيئة فـي الشـبكة العصبونية أي تخزين مجموعـة التـدريب الـتي هـي شـعاع الـدخل وشـعاع الخرج المقابل له ويتطلب هذا النوع من التعلم وجود معيار لتحديـد تشـابه الأشعة ووجود قاعدة تعلم.

10-6-2 **خوارزميات تعلم الشبكة**:

تمثل الأوزان المعلومات الأولية او الابتدائيـة الـتي سـتتعلم او تتـدرب بهـا الشبكة، لذا لا بد من تحديث الأوزان خلال مرحلة التدريب. ومن أجـل هـذا التحديث تستخدم عدة خوارزميات مختلفة حسب نـوع الشـبكة. مـن أهـم هــذه الخوارزميــات، خوارزميــة الانتشــار العكســي للخطــأ Back Propagation Algorithm الـتي تسـتخدم فـي تـدريب الشـبكات العصـبونية كاملة الارتبـاط وذات التغذيـة الأماميـة ومتعـددة الطبقـات وغيـر الخطيـة، وتعد هذه الخوارزمية حالة عامة من طريقة التدريب بنمط تصحيح الخطـأ. وفي هذه الشبكة يتم ايجاد الخطأ بين المخرج المستهدف والفعلي ويرجـع بهذا الخطأ عكسياً من الطبقة الاخيرة الى الطبقات الخفية ثـم اخيـراً الـى طبقة المدخلات واثناء هذا الارتداد او التغذية العكسية يتم تغيير او تحـديث الاوزان في الاتجاه الذي يجعل الخطأ يتنـاقص باتجـاه الصـفر. ويتـم تنفيـذ هذه الخوارزمية من خلال مرحلتين رئيسيتين هما :

- مرحلة الانتشار الأمامي Feed forward Propagation

- مرحلة الانتشار العكسي Back Propagation

أولاً : **مرحلة الانتشار الامامي**:

لا يحصل فيها أي تعـديل للأوزان المشـبكية و تبـدأ هـذه المرحلـة بعـرض الشكل المـدخل للشـبكة، حيـث يخصـص لكـل عنصـر مـن طبقـة عناصـر الإدخال لأحد مكونات الشعاع الـذي يمثـل الـدخل، وتسـبب قيـم مكونـات متجهة الدخل استثارة لوحدات طبقة الإدخال ويعقـب ذلـك انتشـار أمـامي لتلك الاستثارة عبر بقية طبقات الشبكة.

ثانيا : **مرحلة الانتشار العكسي**:

وهــي مرحلــة ضــبط أوزان الشــبكة. إن خوارزميــة الانتشــار العكســي القياسـية هـي خوارزميـة الانحـدار التـدريجي gradient descent algorithm والتي تسـمح لأوزان الشـبكة أن تتحـرك علـى الجـانب السـلبي مـن دالـة الأداء. إن دور الانتشار العكسي يعود إلـى الطريقـة الـتي يتـم بهـا حسـاب الميل لطبقات الشبكة المتعددة اللاخطية، حيث يتم في أحد مراحل التعلم إعادة انتشار الإشارة من الخرج إلى الدخل بشـكل عكسـي ، ويتـم خلالهـا ضبط أوزان الشبكة.

حيث ان:

αk : معدل التعلم

gk : الميل الحالي

وهناك طريقتان لحساب الانحدار التدريجي:

أولاً: **النموذج التدريجي (المتزايد):** **Incremental mode**

وفق هذه الطريقة يتم حساب الميل ومن ثم تعدل الأوزان بعد كـل دخـل يعطى للشبكة.

ثانياً : **نموذج الدفعة الواحدة:** **Batch mode**

وفق هذا النمط تزود الشبكة بكل أشعة الدخل قبل القيام بعملية تحـديث الأوزان ومن ثم يمكـن أن تعـدل اوزان هـذه الطريقـة بعـد تزويـد الشـبكة بكامل مجموعة التدريب حيث أن الميول المحسوبة في كل مثـال تـدريبي تضاف لبعضها البعض لتحديد التغيرات في الأوزان.

2-6-11عملية تدريب أوتعلم الشبكة العصبية الأصطناعية:

Artificial Neural Network Training or Learning Process

إن ظاهرة التعلم لدى الأنسان تكسب مهارات وقابليات يمكـن ملاحظتهـا من خلال تغير إنجازه.

امـا فـي الشـبكات العصـبية الأصـطناعية فـإن التعلـم يعنـي تغييـر اوزان الأتصال (Connected Weight) بين الخلايا العصبية المتصلة مـع بعضـها اي ان الخليـة تغيـر سـلوك الأدخـال الـى سـلوك الأخـراج وحسـب استجابتها للظـروف المحيطـة بهـا. إن عمليـة التعلـم أو التـدريب للشـبكة العصبية الأصطناعية تبدأ بإدخـال البيانـات الـى الشـبكة، إذ تتعلـم الشـبكة العصبية على الخصائص والمزايـا لهـذه البيانـات الـتي يتـم تمثيلهـا بشـكل متجه (Exemplar) حيث يتكون كل متجـه مـن جزئييـن، يمثـل الجـزء الأول مجموعـة المتغيـرات التوضـيحية، امـا الجـزء الثـاني فيمثـل قيـم المعيـار(Criterion Section)، اذ يكون الجزءان معاً المتجهات (Exemplars) الذي يتم إدخاله الى الشبكة العصبية، إذ ان كل عقدة من عقد المدخلات تمثل أحـد قيم الجزء الأول من متجـه (المتغيـرات التوضـيحية). ويتـم إدخـال المتجـه بشكل مصفوفة الى الشـبكة العصـبية، ثـم تتـدرب الشـبكة علـى البيانـات ونتيجة التدريب نحصل على الأوزان المثلى التي تعطي أفضل تقـدير لقيـم المعيـار وهـي تمثـل مخرجـات الشـبكة العصـبية. ثـم يتـم مقارنـة هـذه المخرجـات المولـدة بواسـطة الشـبكة مـع مخرجـات الهـدف (المتغيـرات المعتمدة) لنحصل على الخطأ (خطأ التدريب) (Training Error) الذي يمثل الفـرق بيـن مخرجـات الشـبكة وقيـم مخرجـات الشـبكة المرغـوب فيهـا ويستخدم كأسـاس فـي عمليـة تعـديل أو تحـديث اوزان الشـبكة. وتحـدث طبقات الأوزان في الشبكة العصبية الأصـطناعية حسـب منهجيـة الأنتشـار العكسي للخطـأ (Error Back Propagation approach) الـتي تحـدث اوزان

الطبقـة الأولـى طبقـة المـدخلات الـى الطبقـة المخفيـة (Input-Hidden Weights)، ثم من طبقـة اوزان الطبقـة المخفيـة الـى طبقـة المخرجـات (Hidden-Out Put Weights).

إن هدف تدريب الشبكة العصبية الأصطناعية على البيانـات، هـو الحصـول على اقـل خطـأ تـدريب وبالنتيجـة نحصـل علـى الأوزان المثلـى الـتي يتـم اعتمادها في التنبـؤ لبيانـات جديـدة لـم تخضـع للتعلـم. فـي حيـن ان قيـم الأوزان الأبتدائية (Initializing Weights) عند بدأ عملية التدريب تؤخذ كقيم عشوائية يتم توليدها من توزيعات احصـائية، ان عمليـة التـدريب او التعلـم اعلاه تعد من اكثر الطرائق شيوعاً واهمها، ويطلـق عليهـا تسـمية التعلـم المراقب او المشرف (Supervised Learning of ANN's).

2-6-12 منهجيـــــة الانتشـــــار العكســـــي للخطـــــأ: Error Backpropagation Methodology

ان الخطـوات الأساسـية لمنهجيـة الانتشـار العكسـي (EBP) تتمثـل فـي حساب خطأ طبقة المخرجات لتحديث اوزان الطبقة المخفية-المخرجـات، ثم حساب خطأ الطبقة المخفية لتحديث اوزان طبقة المـدخلات-المخفيـة، وبعد ذلك يتم حساب مخرجات الشبكة بالأوزان الجديـدة لتسـتمر العمليـة في حساب الخطأ وتحديث الأوزان حتى الوصول الى اقل خطأ ممكن فـي الشبكة العصبية. إن الغرض من تدريب الشبكة العصبية على وفق منهجية الانتشار العكسي للخطأ هو الحصول على أوزان مثلى، والتي تعطـي أقـل خطأ بيـن مخرجـات الشـبكة العصـبية وقيـم المعيـار (Criterion Section)، حيث تسـتعمل هـذه الأوزان لحسـاب التنبـؤات لبيانـات جديـدة لـم يسـبق للشبكة العصبية أن تدربت عليها.

إن الخطوات الأساسية وفق هذه المنهجية تتمثـل بحسـاب أخطـاء طبقـة المخرجات لتحديث أوزان الطبقة المخفية–المخرجات، ثم حسـاب أخطـاء الطبقة المخفية لتحديث أوزان طبقة المـدخلات-المخفيـة، وبعـد ذلـك يتـم حساب مخرجات الشبكة بـالأوزان الجديـدة لتسـتمر العمليـة فـي حسـاب الأخطاء لتحديث الأوزان حتى الوصول إلى أقل خطـأ ممكـن فـي الشـبكة العصبية.

ومن الجدير بالذكر، إن القيم الأولية (الابتدائية) للأوزان (Initial Weights) في بداية عملية التدريب للشبكة تؤخذ كقيم عشوائية يتم توليدها من توزيعات إحصائية.

وتمتاز شبكة الانتشار العكسي للخطأ بميزات عدة منها: ضمان الحد الادنى لمتوسط مربع الخطأ وقابليتها للتعامل مع البيانات المشوشة فضلا عن قدرتها على معالجة الانظمة والدوال غير الخطية وغير القابلة للفصل الخطي.

2-6-13 خوارزمية الانتشار العكسي للخطأ: Error Backpropagation Algorithm

إن تدريب الشبكة العصبية الاصطناعية باستعمال الانتشار العكسي يتضمن ثلاث مراحل هي كالآتي:

- مرحلة الانتشار الأمامي للخطأ.Forrward Stage
- مرحلة الانتشار الخلفي للخطأ . Back Pass Stage
- مرحلة تحديث "توليف" أوزان الشبكة. Update Weights Stage

خلال مرحلة الانتشار الأمامي، تنتشر إشارة المدخلات إلى كل عقدة من عقد الطبقة المخفية ثم يتم حساب قيمة التنشيط لكل عقدة من عقد الطبقة المخفية لهذه الإشارة وبعدئذٍ ترسل هذه العقد إشاراتها إلى كل عقدة من عقد طبقة المخرجات ثم يتم حساب قيمة التنشيط لكل عقد من عقد طبقة المخرجات لتشكل استجابة الشبكة لعينة المدخلات المعطاة.

وخلال مرحلة التدريب تقوم كل عقدة في طبقة المخرجات بمقارنة تنشيطاتها المحسوبة مع قيمة المخرجات الفعلية لتحدد قيمة الخطأ

الحاصل لتلك العقدة، واعتماداً على قيمة الخطأ يتم حساب معامل تصحيح الخطأ k، حيث يستخدم معامل تصحيح الخطأ k لتوزيع الخطأ على العقد في طبقة المخرجات لتتم إعادته إلى كل عقدة في الطبقة السابقة، وكذلك يستعمل هذا المعامل لتحديث الأوزان في طبقة المخرجات والطبقة المخفية، وبطريقة مشابهة يتم حساب معامل تصحيح الخطأ j بالنسبة لكل عقدة من عقد الطبقة المخفية، ويستخدم هذا المعامل لتحديث الأوزان في الطبقة المخفية وطبقة المدخلات. وبعد تحديد كل عوامل تصحيح الخطأ يتم توليف الأوزان بالنسبة لجميع الطبقات في نفس اللحظة. ويمكن ايجاز خوارزمية أو منهجية عمل هذه الشبكة بالخطوات الآتية:

1- توليد قيم أولية للأوزان "من إحدى التوزيعات الإحصائية" .

2- تستقبل كل عقدة في طبقة المدخلات إشارة دخلها ثم إرسالها إلى جميع عقد الطبقة المخفية.

3- تجمع كل عقدة في الطبقة المخفية قيم إشارات دخلها الموزونة وبموجب المعادلة الاتية:

$$h_j = 2 / (1 + \exp(-\sum_i x_i w_{ij})) - 1 \quad \text{---------- (2-23}$$

4- تطبيق دالة التنشيط لتقدير مخرجات الطبقة المخفية، وترسل قيم التنشيط إلى جميع العقد في طبقة المخرجات.

5- تجمع كل عقدة في طبقة المخرجات إشارات دخلها الموزونة $\sum_j$ وبموجب المعادلة الاتية:

$$y_k = 2 / (1 + \exp(\ h_j w_{jk})) - 1 \quad \text{---------- (2-64}$$

6- حساب الخطأ لعقدة الإخراج عن طريق حساب الفرق ما بين قيمة التنشيط أي قيمة مخرجات العقدة y_k والقيمة الحقيقية للعقدة بمعنى الهدف t_k أي ان:

$$E_k = t_k - y_k \quad \text{---------- (2-25}$$

حيث يتم مقارنة مخرجات الشبكة العصبية مع القيم الحقيقية لتقدير الخطأ وبموجب المعادلة الاتية: 2-26) ---------- $\delta_k = (t_k - y_k) \ . \ f(v)$

حيث أن f(v) تمثل دالة اللوجستية Logisticأو دالة tansig عندما تكون عقد المخرجات غير خطية وتساوي واحد في حالة كون الدالة خطية. ومن ثم حساب التغير في حجم الخطأ wjk وبموجب المعادلة الاتية: $\Delta w_{jk} = \alpha \ . \ \delta_k \ . \ h_j$ ---------- (2-27

7- تجمع كل عقدة في الطبقة المخفية إشارات المدخلات الموزونة إلى وبموجب المعادلة الاتية:

$$\Delta_j = \sum_j \delta_k w_{jk} \quad \text{---------- (2-28}$$

ومن ثم تضرب هذه القيمة بدالة التنشيط لحساب j، وبعد ذلك يتم حساب التغير في حجم الخطأ vij وبموجب المعادلة الاتية: $\Delta v_{jj} = \alpha \ . \ \delta_j \ . \ x_i$ ---------- (2-29)

8- تحديث الأوزان لكل عقدة في طبقة المخرجات وبموجب المعادلة الاتية:

$$w_{jk}\ (new) = w_{jk}\ (old) + \Delta w_{jk} \quad \text{---------- (2-30}$$

ومن ثم تحديث الأوزان بالنسبة لكل عقدة في الطبقة المخفية وبموجب المعادلة الاتية:

$(v_{ij}\ (new) = v_{ij}\ (old) + \Delta v_{ij}$ ---------- (2-31

9- تستمر الشبكة في تحديث الأوزان "أي عملية التعلم والتدريب" إلى أن يتم الحصول على الأوزان المثلى ومن ثم الحصول على المخرجات المر غوب بـ ها او الم ستهدفة أي التوصل إلى أفضل توفيق للنموذج قيد البحث.

حيث أن: الـ xi تمثل مدخلات الشبكة

w تمثل الأوزان ما بين المستويات

والمخطط الاتي يبين عملية المرور الأمامي[ii] للشبكة العصبية الاصطناعية.

شكل(2-10)يمثل مخطط عملية المرور الأمامي"Forward Pass"للشبكة العصبية الاصطناعية

ii المخطط من اعداد الباحث

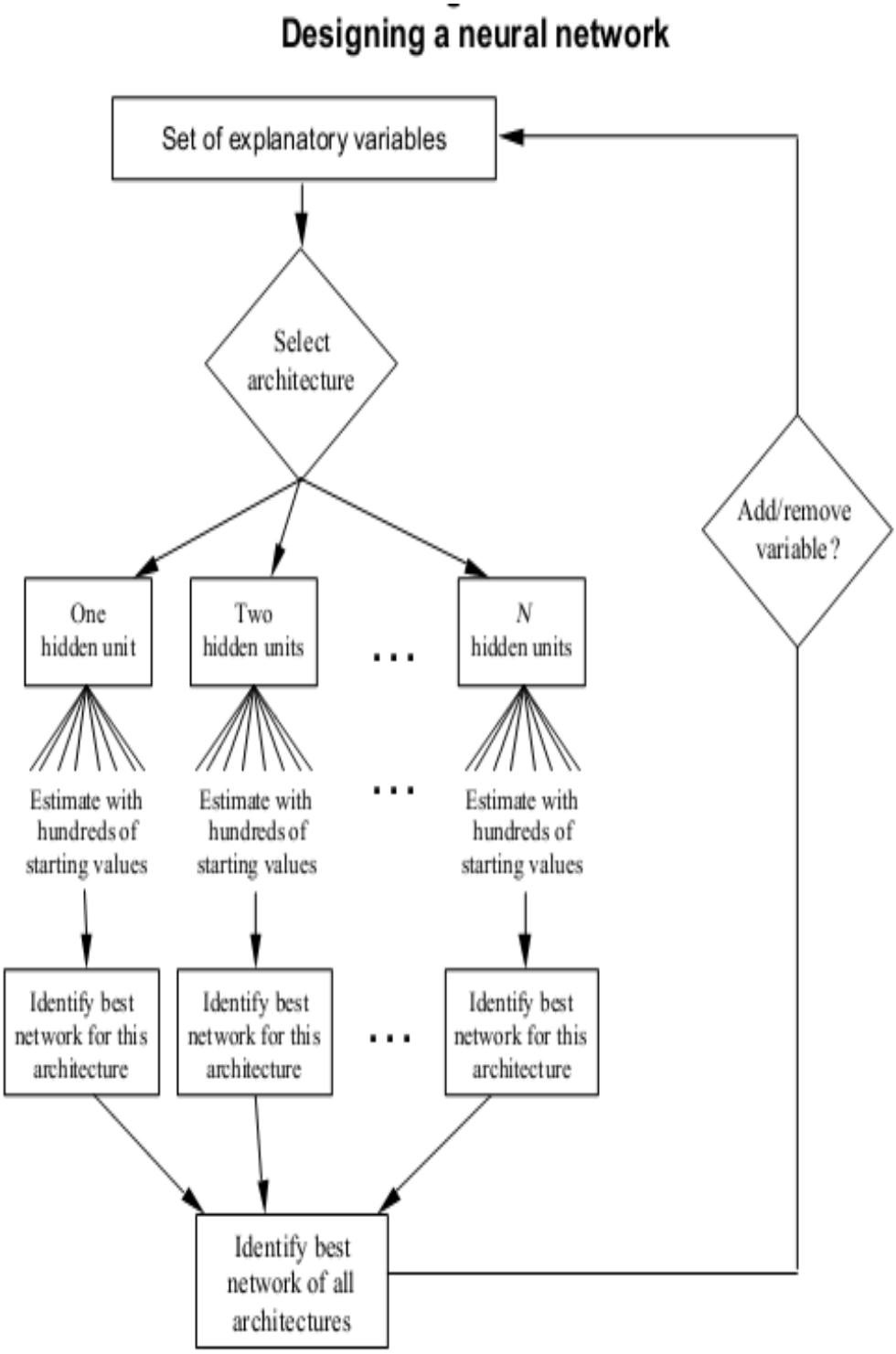
والمخطط الاتي يبين عملية المرور الخلفي او الانتشار العكسي [iii] "Back pass"للشبكة العصبية الاصطناعية.

شكل (2-11) يمثل عملية المرور الخلفي Backward Pass

iii المخطط من اعداد الباحث

ويتم تصميم الشبكة العصبية الاصطناعية بالاستناد على المخطط والمعطيات المبينة في الشكل الاتي:

شكل (2-12) يمثل الية تصميم الشبكة العصبية الاصطناعية



2-7 العوامل المؤثرة في كفاءة تدريب الشبكة العصبية الاصطناعية:

Artificial Neural Network Performance Factor

هناك عوامل اخرى تؤثر في كفاءة الشبكة العصبية فضلاً عن العوامل السابقة (عامل الزخم، عامل معدل التعلم، عامل مشتقات الخطأ)، اذ أن جودة التنبؤات المستقبلية لظاهرة معينة تعتمد بشكل أساسي على مدى كفاءة تدريب الشبكة العصبية الاصطناعية على البيانات التاريخية لتلك الظاهرة، ومن العوامل يمكن ايجازها بالاتي:

2-7-1 عدد المتجهات أو النماذج الداخلة الى الشبكة:

Number of Exemplars in Neural Network

يؤثر عدد المتجهات أو النماذج التي يتم إدخالها إلى الشبكة العصبية عند إجراء عملية التدريب أو التعلم لها على أداء الشبكة حيث أنه يرتبط وبشكل مباشر بعدد المتغيرات المستقلة (الجزء الأول من المتجه) والتي تمثل المدخلات لعقد الشبكة، فعندما يكون عدد المتجهات أو النماذج الداخلة إلى الشبكة أكبر من عدد المدخلات أو المتغيرات المستقلة لكل نموذج في هذه الحالة تقوم الشبكة العصبية باستخلاص متجه من تلك البيانات لتمثيل كل العلاقات والخصائص ذات الطبيعة المعقدة التي استطاعت الشبكة تعلمها من تلك البيانات، بكلام آخر إذا كانت مدخلات الشبكة العصبية أي النماذج المقدمة لها على درجة من التعقيد فيجب إدخال عدد من تلك المتجهات أكبر من عدد المتغيرات المستقلة لكل نموذج عند ترتيب الشبكة على تلك المدخلات.

2-7-2 عـــدد العقـــد المخفيـــــة: Number of Hidden Nodes

يتم تحديد العدد المناسب من العقد المخفية للشبكة عند تدريبها من قبل المستخدم، وللبدء بتدريب الشبكة لابد من إعطاء تقدير أولي لعدد العقد المخفية، إن الاستراتيجية المثلى لتحديد عدد العقد المخفية تتمثل باختيار عدد قليل من العقد المخفية عند البدء بتدريب الشبكة العصبية، أي أن يبدأ تدريب الشبكة بعقدتين مخفيتين مثلاً ثم نقوم بمراقبة خطأ التدريب الذي يتناقص مع استمرار تدريب الشبكة، وعندما يصل إلى حد معين يتوقف فيه عن التناقص، أي حدوث تلكؤ لتدريب الشبكة، نقوم بزيادة عدد العقد المخفية بعقدة واحدة او عدد معين ليبدأ تدريب الشبكة من جديد بعدد جديد من العقد المخفية مع المراقبة المستمرة للخطأ.

إن هذه العملية المتمثلة بإضافة عقدة مخفية واحدة او عدد معين في كل مرة والبدء بتدريب الشبكة من جديد، تكرر لحين الوصول إلى اقل قيمة ممكنة للخطأ. وعند إمكانية الوصول إلى تلك القيمة ينتهي تدريب الشبكة ليمثل التدريب الأمثل ويكون عدد العقد المخفية في الشبكة هو العدد الأمثل. اذ ان الهدف من هذه العلمية هو تقليل الخطأ الى اقل قيمة ممكنة.

2-7-3 عـــــــدد الطبقـــــات المخفيـــــة: Number of Hidden Layers

ان هذا العامل لا يقل أهمية عن العوامل السابقة، وكما هو الحال في العامل السابق (عدد العقد المخفية) يفضل البدء بعدد قليل من الطبقات المخفية، مبدئياً يتم البدء بتدريب الشبكة العصبية بطبقة مخفية واحدة وعدد قليل من العقد المخفية حيث تتم زيادة عدد العقد المخفية بالتدريج لحين الوصول إلى أقل خطأ ممكن، ولكن يحدث في بعض الحالات وعلى الرغم من زيادة عدد العقد المخفية في الطبقة الواحدة إن تدريب الشبكة العصبية لا يتم بالشكل الأمثل، أي لا يمكن الوصول إلى أقل خطأ ممكن في تدريب الشبكة العصبية، ويعزى ذلك إلى أن بعض العقد المخفية الموجودة في الطبقة الواحدة تستطيع تعلم خصائص مجموعة معينة من البيانات التي تم إدخالها إلى الشبكة بشكل جيد، في حين تفقد بقية العقد المخفية القدرة على الاستجابة والتعلم لخصائص البيانات، بكلام آخر، من الصعب تكوين شبكة عصبية اصطناعية بمجموعة من العقد المخفية، بحيث أن كل عقدة مخفية تستجيب لتعلم خصائص مجموعة معينة من البيانات بشكل صحيح، وللتغلب على هذه المشكلة يتم إضافة طبقة مخفية ثانية حيث تستطيع العقد المخفية الموجودة في هذه الطبقة المضافة من استكمال عملية التعلم التي لم تتم من قبل العقد المخفية في الطبقة الأولى، فبإضافة هذه الطبقة الجديدة يصبح بمقدور الشبكة العصبية تعلم كل الخصائص والمزايا للبيانات التي تم إدخالها إلى الشبكة لغرض التعلم، وكل ذلك بالطبع يعتمد على طبيعة البيانات التي تم إدخالها إلى الشبكة، ففي بعض الحالات عندما تكون البيانات على درجة من

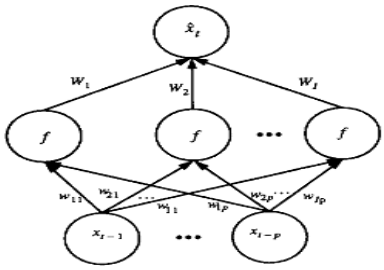
التعقيد قد تحتاج إلى إضافة طبقات مخفية أخرى لحين الوصول إلى التدريب الأمثل للشبكة.

2-8 الشبكات العصبية الاصطناعية والسلاسل الزمنية:

تكتسب الشبكات العصبية اهمية متزايدة في معالجة وتحليل السلاسل الزمنية ونماذج بوكس-جنكينز لقابليتها على التعلم الذاتي والتدريب. وتستند جميع فرضيات الباحثين على اسلوب بوكس-جنكينز وعلى دالتي الارتباط الذاتي والجزئي (ACF)،PACF بشكل عام ونموذج الانحدار الذاتي بشكل خاص اذ يتم تحديد مدخلات الشبكة من خلال ازاحة السلسلة بدرجة نموذج الانحدار الذاتي في نموذج الـ ARIMA ويتم التعويض عن درجة الفروق بالإزاحة السلسلة بدرجة الفرق اما مخرجات الشبكة فتمثل السلسلة الزمنية الحالية. وبغية عدم الاسهاب وتعذر عرض جميع البحوث التي لا يمكن حصرها، لذلك سيتم عرض عينة من تلك البحوث (وسيتم عرض بعض النصوص بصيغتها الاصلية بغية تناول الموضوع بدقة اكبر وموضوعية عالية).

(1) تستند فرضية الباحثين Jerome, Connor and Martin [44] في تحديد مدخلات الشبكة العصبية لبيانات السلسلة الزمنية من خلال ازاحة السلسلة بدرجة نموذج الـ ARIMA وبموجب الصيغة الاتية:

$$\hat{x}_t = \hat{h}(x_{t-1}, \cdots, x_{t-p}) = \sum_{i=1}^{I} W_i f\left(\sum_{j=1}^{p} w_{ij} x_{t-j} + \theta_i\right)$$



Different neural network architectures were evaluated with the statistics described in Section 5. The best model using AIC and BIC is NN(1, 12, 13; 1), having the best forecast with a minimum S_{pred} (see Table 1), so the NN(1, 12, 13; 1) model was selected for further results. Using the [illegible] model one can try to use the proposed lags, i.e. $(x_{t-1}, x_{t-12}, x_{t-13})$, as the input to the neural network and

(2)

The autoregressive single hidden-layer feedforward neural network model used in our work has the following form

$$y_t = \beta_0' \mathbf{w}_t + \sum_{j=1}^{q} \beta_j G(\gamma_j' \mathbf{w}_t) + \varepsilon_t \qquad (3)$$

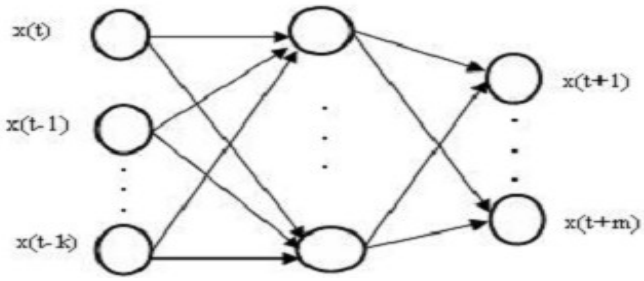
where $\mathbf{w}_t = (1, y_{t-1}, ..., y_{t-p})'$ as before and β_j , $j = 1, \ldots, q$, are parameters, called "connection strengths" in the neural network literature. Furthermore, function $G(\cdot)$ is a bounded function

(2

تستند فرضية الباحثون [39] Allende, Moraga and Salas في تحديد مدخلات الشبكة العصبية لبيانات السلسلة الزمنية من خلال ازاحة السلسلة بدرجة نموذج الـ ARMA وبموجب الصيغة الاتية:

(3) تستند فرضية الباحثون [86] Terasvirta, Dijk and Medeiros في تحديد مدخلات الشبكة العصبية لبيانات السلسلة الزمنية من خلال ازاحة السلسلة بدرجة نموذج الـ ARMA وبموجب الصيغة الاتية :

(4) تستند فرضية الباحثون [67] Morariu, Iancu and Vlad في تحديد مدخلات الشبكة العصبية لبيانات السلسلة الزمنية من خلال ازاحة السلسلة بدرجة نموذج الـ ARIMA وبموجب الصيغة الاتية :



(5) تستند فرضية الباحثين [71] Sandy and Ord في تحديد مدخلات الشبكة العصبية لبيانات السلسلة الزمنية من خلال ازاحة السلسلة بدرجة نموذج الـ ARIMA وبموجب الصيغة الاتية:

the important relationships in the time series being forecast.

For a feedforward neural network with one hidden layer, the prediction equation, given by Faraway and Chatfield (1998), for computing forecasts x_t using selected past observations, $x_{t-j_1}, \ldots, x_{t-j_k}$, at lags $(j_1, \ldots, j_k)$ and h nodes in the hidden layer will be referred to as $NN[j_1, \ldots, j_k; h]$. Thus, the network in Fig. 1 is $NN[1, 12, 13; 2]$. The functional form may be written as

$$\hat{x}_t = \phi_o\Big(w_{co} + \sum_h w_{ho}\,\phi_h\Big(w_{ch} + \sum_i w_{ih} x_{t-j_i}\Big)\Big)$$

(6) ستند فرضية الباحثون [79] Sana, Smaoui and Gabr في تحديد مدخلات الشبكة العصبية لبيانات السلسلة الزمنية من خلال ازاحة السلسلة بدرجة نموذج الـ ARIMA وبموجب الصيغة الاتية:

number of nodes in the input layer is equal to the number of delays or lagged variables $[y_{t-\tau}, y_{t-2\tau}, \ldots, y_{t-k\tau}]$, where τ is a time delay, and k is the number of chosen delays. The output, y_{t+P}, is the predicted value of a time series defined as

$$y_{t+P} = f(y_t, y_{t-\tau}, y_{t-2\tau}, \ldots, y_{t-k\tau}), \quad (9)$$

where P is a prediction time into the future.

تس (7)

تند ف ضـ ية

Kh and Mehdi البـــاحثين [61] Mehdi Bijari في تحديد مدخلات الشبكة العصبية لبيانات السلسلة الزمنية من خلال ازاحة السلسلة بدرجة نموذج الـ ARIMA وبموجب الصيغة الاتية:

acyclic links (Fig. 1). The relationship between the output (y_t) and the inputs ($y_{t-1}, \ldots, y_{t-p}$) has the following mathematical representation:

$$y_t = w_0 + \sum_{j=1}^{q} w_j \cdot g\left(w_{0j} + \sum_{i=1}^{p} w_{ij} \cdot y_{t-i}\right) + \varepsilon_t,$$

where, $w_{ij} (i = 0, 1, 2, \ldots, p, j = 1, 2, \ldots, q)$ and $w_j (j = 0, 1, 2, \ldots, q)$

2-8-1 **الاسلوب المعدل "المقترح":**

ان الغرض من الاسلوب المعدل[iv] هو تحسين مخرجات الشبكة العصبية الاصطناعية من خلال زيادة عدد العقد في طبقة مدخلات تلك الشبكة، وتنص فرضية الاسلوب المعدل على المزج بين اسلوبين هما السببية والسلاسل الزمنية، اذ يتم اضافة متغيرات توضحية اخرى الى طبقة مدخلات الشبكة العصبية الاصطناعية للحصول على نتائج (مخرجات) ذات كفاءة عالية واكثر دقة ورصانة. يمثل الاسلوب المعدل نموذج هجين يجمع بين منهجية السلاسل الزمنية والطرائق السببية. وتستند المنهجية المعدلة الى الزيادة النوعية لعدد العقد في طبقة مدخلات الشبكة العصبية للوصول الى النتائج المرجوه التي تماثل "تطابق" الهدف "target" او

iv اسلوب مقترح من قبل الباحث

تقترب منه بشكل كبير، وذلك من خلال جعل قيمة الخطأ في عملية تدريب الشبكة العصبية الاصطناعية في قيمته الصغرى. **وياضياً يمكن توصيف النموذج المقترح لحساب طبقة المدخلات من خلال الصيغة[v] الاتية:**

$$y_t = w_0 + \sum_{j=1}^{q} w_j \cdot g\left(w_{0j} + \sum_{i=1}^{p} w_{ij} \cdot y_{t-i},\ X_t Z_t\right) + \varepsilon_t, \qquad \text{.....(2-32)}$$

ARIMA model — independent variable

:Where

$w_{i;}j(i=0,1,2,....,p,j=0,1,2,....,q)$ and $w_j(j=0,1,2,.....,q)$ are model parameters often called connection weights; y_p,x_t,z_t is the number of input nodes; q is the number of hidden nodes and y_t is output nodes.

2-9 التنبؤ المستقبلي: Forecasting

ان احد الأهداف المهمة في تحليل السلاسل الزمنية هو التنبؤ بقيمها المستقبلية حتى وإن كان الغرض النهائي منه نمذجة السلسلة الزمنية للسيطرة أو التنفيذ.

v معادلة رياضية مشتقة من قبل الباحث.

إن أغلب نتائج التنبؤ صيغت من النظرية العامة في التنبؤ الخطي المطورة من قبل Kolmogorov(1939-1941), Wiener(1949), Kalam(1960), Yaglom(1962), ittle (1983) ، حيث يوجد نوعان من التنبؤ :

الأول: التنبؤ النقطي Point Forecasting

وهو التنبؤ بالقيمة المستقبلية للسلسلة الزمنية بقيمة واحدة (مفردة) ، وهذه القيمة عادة ما تكون ذات أقل متوسط مربعات خطأ تنبؤ ، حيث يرمز إلى القيمة التنبؤية إلى Z_{t+1} بـ $Z_{t(1}$) حيث يسمى (L) بـ Lead و t بـ Origin .

الثاني: التنبؤ بفترة تنبؤية Forecasting with Interval Prediction

وهو التنبؤ بالقيم المستقبلية إلى Z_{t+1} بفترة أو مدى من القيم التنبؤية المحسوبة بحيث نكون واثقين عند مستوى احتمالية معين أن القيمة الحقيقية للتنبؤ تكون محتواة في هذه الفترة.

2-9-1 **التنبؤ باستخدام اسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية**:

إن منهجية الشبكات العصبية الاصطناعية من الطرائق الحديثة التي لها الكفاءة العالية في إعطاء نتائج مرضية وجيدة، ففي موضوع البحث استخدمت منهجية الشبكات العصبية الاصطناعية في تحليل السلاسل الزمنية. ومن المميزات التي تملكها منهجية الشبكات العصبية الاصطناعية ، مرونة تحديد نوعية وعدد المدخلات وعدد العقد المخفية وعدد الطبقات المخفية للشبكات العصبية الاصطناعية إلى أن تصل إلى النموذج الأمثل. وتستعمل الشبكة المدربة (net) للتنبؤ للقترة القادمة وبمدخلات جديدة.

إن النموذج الرياضي العام لشبكة العصبية يمكن ايجازه على شكل مصفوفات في المعادلات أدناه :

$$Y1 = (w1 * x) + b1$$

$$H = \frac{2}{(1+\exp(-2*Y_1))-1}$$

$$Y2 = (w2 * H) + b2$$

$$Y = \frac{2}{(1+\exp(2*Y_2))-1}$$

الجـدول الاتـي يـبين عمليـة التنبـؤ، اذ يـبين عـدد المـدخلات وعـدد العقـد المخفية وأبعاد مصفوفة أوزان (Input-hidden W1) وأبعاد مصـفوفة أوزان (Hidden-output W2).

جدول (2-2) يوضح جدول التنبؤ للشبكات العصبية الاصطناعية

عدد المدخلات	عدد المخرجات	عدد العقد الطبقة المخفية	أوزان طبقة المدخلات - المخفية	أوزان طبقة المخفية - المخرجات
P	T	m	m * P	m* T

وتبين الخوارزمية (2-1) خطوات التنبـؤ (ومعـايرة المـدخلات جديـدة)مـن خلال برنامج ماتلاب.

2-9-2 **فترات التنبؤ للشبكات العصبية الاصطناعية**[51]:Prediction Intervals for ANN

هنالك مجموعتان مـن المعلمـات حيـث أن التوزيـع المقابـل (x, y) يكـون متماثل بسـبب عـدم إمكانيـة تعريـف المعلمـات وهـي المشـكلة النظريـة للشبكات العصبية الاصطناعية، وبافتراض أن النموذج الإحصائي اللامعلمي الذي يربط y مع g(x, w) بالشكل الاتي:

$$Y_i = g_{\boldsymbol{\theta}}(\mathbf{x}_i) + \varepsilon_i.$$

حيث أن مركبة الـ ε العشـوائية تتـوزع حسـب التوزيـع الطـبيعي بمتوسـط مسـاوي إلـى الصـفر وتبـاين مسـاوي إلـى ^{2}. إن الشـبكات تتـدرب علـى مجموعة البيانات $D_n = \{(x_i, y_i)\}^{1/2}$ بمعنى أن هذه البيانات تستخدم التنبؤ بالمخرجات المستقبلية عند نقطة جديـدة x_{n+1} بواسـطة $y_{n+1}=g(x_{n+1},w$). ان

منهجيـة فـترة الثقـة وفـترة التنبـؤ المسـتندة علـى الشـبكات العصـبية الاصـطناعية فـي حالـة طبقـة مخفيـة واحـدة وبـأفتراض ان حجـم العينـة(n)كبير، تأخذ الصيغة الاتية التي قدمت من قبل البـاحثين[51] Hawang & Ding.

$$g_{\hat{\theta}}(\mathbf{x}_{n+1}) \pm t_{1-\alpha/2,n-(d+2)k-1}\hat{\sigma}\sqrt{1+S(\hat{\boldsymbol{\theta}})}$$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n-(d+2)k-1}\sum_{i=1}^{n}(Y_i - g_{\hat{\theta}}(\mathbf{x}_i))^2,$$

and

$$S(\hat{\boldsymbol{\theta}}) = \frac{1}{n}\left\{[\nabla_{\theta} g_{\theta}(\mathbf{x}_{n+1})]^t_{\theta=\hat{\theta}}\hat{\boldsymbol{\Sigma}}^{-1}(\hat{\boldsymbol{\theta}})[\nabla_{\theta} g_{\theta}(\mathbf{x}_{n+1})]_{\theta=\hat{\theta}}\right\},$$

where

$$\hat{\boldsymbol{\Sigma}}(\hat{\boldsymbol{\theta}}) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}[\nabla_{\theta} g_{\theta}(\mathbf{x}_i)\nabla_{\theta} g_{\theta}(\mathbf{x}_i)^t]_{\theta=\hat{\theta}}.$$

ان فترة الثقة لـ $g_{\theta^*}(\mathbf{x}_{n+1})$ تماثل احتمالية $1-\alpha$. و $t_{1-\alpha/2,n-(d+2)k-1}$ وتمثل $1-\alpha/2$ كمية توزيع t بدرجة حرية $n-(d+2)k-1$.

حيث ان:

d: تمثل عدد المدخلات.

k: تمثل عدد العقد في الطبقة المخفية.

W: مصفوفة اوزان الطبقة المخفية- طبقة المخرجات.

2-10 المعايير الإحصائية للمفاضلة [12،74،64،63،54،95]:

تم اعتماد المعايير الإحصائية آلاتية بغية مقارنة نتائج الطرائق المعتمدة من خلال الخطأ العشوائي ولابد من تعريف الخطأ، ويعرف الخطـأ بـانه الفـرق بين القيمة المتنبأ بها والقيمة الحقيقية.

جدول (2-3) يمثل معايير الخطأ

المعيار	التوصيف	الصيغة الرياضة	رقم المعادلة
Mean absolute error (MAE)	**معدل القيم المطلقة للخطأ**	$MAE = \frac{\sum_{t=1}^{N} \lvert E_t \rvert}{N}$	.....(2-38)
Mean Absolute Percentage Error (MAPE)	**معدل القيم المطلقة لنسب الخطأ**	$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^{N} \lvert \frac{E_t}{Y_t} \rvert}{N}$	.....(2-39)
Mean squared error (MSE)	**معدل مربعات الخطأ**	$MSE = \frac{\sum_{t=1}^{N} E_t^2}{N}$	.....(2-40)
Root Mean squared error (RMSE)	**جذر معدل مربعات الخطأ**	$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{N} E_t^2}{N}}$	.....(2-41)
Coefficient of determination (R^2)	**معامـل التحديـد يقيـس جودة التوفيق أي يوضح نسبة الانحرافـات لقيـم الموضـحة فـي النمـوذج بالنسـبة للانحرافـات الكلية، وهو عدد مـوجب محصـور بيـن (0,1) و يرمز له بالرمز: R^2**	R^2=SSR/SST	.....(2-42)
Forecast skill (SS)	**مهـارة التنبـؤ او درجـة التنبـؤ او مهـارة التنبـؤ هـو توصـيف لمقيـاس خطأ التنبؤ الـذي يتعلـق بدقـة التنبـؤ لنمـوذج التنبـؤ المعيـن لبعـض**	$SS = 1 - \frac{MSE_{forecast}}{MSE_{ref}}$	.....(2-43)

		النماذج المرجعية.	

Where: SST =Total sum of square = $\Sigma (y(i)-\mu(y))^2$;for i=1,2, ..., n

SSR =Regression sum of square = $\Sigma (\hat{Y}(i)-\mu(y))^2$;for i=1,2, ..., n

and

$$MSE_f = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(f_i - O_i)^2$$

$$MSE_{Ref} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(\bar{O} - O_i)^2,$$

حيث ان: f_i: تمثل القيم المتنبأ بها.

O_i: تمثل المشاهدة.

وتنحصر قيمة مهارة التنبؤ (SS) بين الصفر وواحد(1-0)، فاذا كانت قيمتها واحد(1) فأن مهارة طريقة التنبؤ تامة (Perfect) اما اذا كانت قيمتها صفر(0) فان طريقة التنبؤ تكون غير كفوءة (اي ذات مهارة سالبة ""Negative skill) وفي حالة كون قيمتها اقل من واحد (SS<1>0) فان مهارة طريقة التنبؤ قليلة وتكون المهارة جيدة كلما اقتربت قيمتها من الواحد والعكس صحيح. وأية طريقة تعطي اصغر قيمة للخطأ واكبر قيمة لمعامل التحديد فتصبح الطريقة الأفضل "الامثل".

2-11 **مفهوم المحاكاة** [41,5] **: The Simulation Concep**

هنالك العديد من الظواهر والانظمة الحقيقية التي لايمكن السيطرة عليها ميدانياً فضلاً عن النظريات والمشكلات الرياضية التي يصعب تحليلها منطقياً من خلال البرهان الرياضي ، الأمر الذي يدفع البعض نحو ترجمة هذه النظريات على مجتمعات حقيقية ثم اختيار عدد من العينات

العشوائية المستقلة ليتم التوصل وبشكل تقريبي إلى الحلول المثلى لتلك المشاكل.

غالباً مايكون الحصول على هذهِ العينـات ميـدانياً غايـةً فـي الصـعوبة لمـا يتطلبه من تكلفة عالية ووقت وجهد، كما قد تكون عملية المعاينة هذهِ غير مقبولـة نظريـاً ، لـذا فقـد تـوجه البـاحثون نحـو تطـبيق أسـلوب المعاينــة التجريبية) (Sampling Experiment وهوما يعرف اليوم بالمحاكاة.

وبصورة عامـة تعرف المحاكـاة بأنهـا تقليـد للظـواهر والانظمـة الحقيقيـة باستعمال نماذج رياضية، فيزيائية تحـاكي جميـع خصـائص وسـلوك النظـام الحقيقي (الظاهرة، المشكلة) وذلك لايجاد الحلــول المثلـى لهـا مـن خلال اتخــاذ القـــرارات المناســبة او المفاضلـــة بيــن الطــرائق (الاختبــارات، السياسات) المختلفة. ويتم تطبيقها على الصعيدين النظري والعملي وفـي المجالات المختلفة الرياضية ، المختبريـة ، الطبيـة ،الاحصـائية، الاقتصـادية ،الهندسية ، .... الخ.

لقد اشار Robinson الى اهـم الميـزات الـتي تمتـاز بهـا تجـارب المحاكـاة مقارنة بالتجارب الحقيقية والتي يمكن تلخيصها بالنقاط الآتية:

- زيادة في فهم النظام Greater Understanding.
- اختزال الزمن Lead-time reduction.
- اختزال التكلفة Cost reduction.
- تقليل الخطورة Risk reduction.
- اسرع من حيث تغيير خطة التجربة Faster plan changes.

وتزداد تجارب المحاكاة اهمية تبعاً لما يأتي:

- مطابقـة او اقـتراب نتـائج تجـارب المحاكـاة مـع نتـائج التجـارب الحقيقية.
- المرونة (Flexible) في اجراء بعض التغيـرات فـي النظـام واقـتراح نموذج جديد على ان ينتج عنه نتائج مقاربة لتلك الناتجـة عـن تغييـر النظام الحقيقي.

وهنالك العديد من طـرائق المحاكـاة الـتي تختلـف تبعـاً لطريقـة المعاينـة التجريبية اهمها:

- طريقة مونت كارلو Monte - Carlo Method.
- الطريقة التناظرية Analogue Method.
- الطريقة المختلطة Mixed Method.

تُعد طريقة Monte-Carlo اكثر طرائق المعاينة التجريبية شيوعاً واستخداماً إذ تعتمد هذه الطريقة علـى الفكـرة الـتي مفادهـا امكانيـة تطـبيق نظريـة الاحتمــال لتحويــل اي دالــة احتماليــة الــى التوزيــع المنتظــم Uniform distribution مـن خلال توليـد عينـة مـن الأرقـام العشـوائية ذات التوزيـع المنتظم للفـترة (0،1) ليتـم علـى اسـاس ذلـك ارجـاع توزيـع العينـة الـى التوزيع المطلوب.ولغرض تطـبيق تجربـة المحاكـاة لابـد مـن وجـود أرقـام عشوائية ليتم الاعتمـاد عليهـا فـي بنـاء نمـاذج المحاكـاة ، ويمكـن تحقيـق العشوائية لمفـردات العينـة باسـتعمال أحـد الأسـاليب الـتي تحقـق نفـس الفرصة بالظهور لجميع وحدات المجتمع غير انه يصـعب تحقيـق ذلـك مـن

خلال الحواسيب، لذا اتجه الباحثون نحو توليد أرقام ليست عشوائية بشكل تام إنما تمتاز بخصائص تقترب من خصائص العشوائية الحقيقية تعرف بالأرقام العشوائية التي هي عبارة عن سلسلة من الأرقام الناتجة عن تنفيذ صيغة معينة.

واهم الميزات الواجب تحققها في سلسلة الأرقام العشوائية :

- ان تكون السلسلة طويلة فلا تعاني من القطع المفاجئ ويعتمد ذلك على الصيغة المستخدمة.
- السرعة في توليد الأرقام العشوائية.
- إمكانية اعادة توليد بعض الأرقام Reproducibility وبخاصة عندما تكون السلسلة طويلة.
- عدم وجود الارتباط (Correlation) بين الأرقام العشوائية.

هنالك العديد من الطرائق التي تستخدم لتوليد الأرقام العشوائية يُعرف كلٍ منها بالمولد (Generator) إذ ينتج عنها سلسلة من الأرقام العشوائية ذات التوزيع المنتظم، وتختلف هذه المولدات تبعاً لاختلاف الصيغة الرياضية لها.ان أهم الأرقام العشوائية هي مولدات الاتساق الخطي Linear Congruential Generators.

2-12 **البرمجيات** [83،96،84،98]**:**

يعد برنامج MATLAB أحد أشهر لغات البرمجة التي لا تحتاج إلى احتراف أو مهارة عالية لاستخدامها ومع ذلك فإنها تقوم بمهام كبيرة بمجهود قليل قياساً بلغات البرمجة الأخرى. تم اشتقاق تسمية البرنامج من(Matrix Laboratory) حيث يعتمد في تخزين ومعالجة inputs و outputs على استخدام matrices. وهو من أفضل البرامج الموجودة لإجراء العمليات الحسابية وتحليل المعطيات وإظهار النتائج على هيئة جداول أو

رسوم بيانية. يستخدم البرنامج لعمل (curve fitting) لإيجاد أنسب معادلة تحقق عدد من النقاط (X,Y) حسب درجة المعادلة المطلوبة (خطية، درجة ثانية، درجة ثالثة.....الخ). من السهل استخدام البرنامج لإيجاد الحل لعدد من المعادلات الجبرية مهما كان عددها. يمكن استخدام البرنامج لمعالجة الملفات بالقراءة منها أو تعديلها وِلإنشاء ملفات جديدة. يرافق البرنامج عدد كبير من صندوق الادوات (toolboxes) من أشهرها أداة (Simulink) التي تستخدم في نمذجة ومحاكاة وتحليل الأنظمة الديناميكية ثم إيجاد حلول هذه النماذج بطرائق سهلة. ما يميز هذا البرنامج هو اماكنية البرمجة داخلة حيث يتم الافادة من ذلك في برمجة خطوات تنفيذ الشبكات العصبية الاصطناعية ANN باستعمال برنامج ماتلاب من قبل الباحث.

ويمكن ايجاز مراحل برمجة شبكة البث العكسي للخطأ BP بواسطة برنامج ماتلاب فيما يلي:

- معايرة اوتطبيع"Normalization"البيانات باستعمال الدالة prestd.
- انشاء الشبكة البث العكسي للخطأ BP باستعمال الدالة newff .
- تدريب الشبكة من خلال تعديل قيم الاوزان او المعلمات بالاعتماد على الخطأ وباستعمال الدالة Trainparam حتى تحقق احدى الشروط الاتية : تقيم اداء الشبكة باستعمال الدالة Performfcn بالاستناد على معدل مربع الخطأ MSE، او التكرار حتى 1500، او تحقيق الخطأ للمعلمات يساوي 1e-5.
- استخراج المتنبأ بها باستعمال الدالة Sim للشبكة المدربة "net".
- اعادة تحويل البيانات الى الوحدات المعيارية باستعمال الدالة Potstd.

- حســـاب الخطـــأ المعيـــاري واســـتخراج المعـــايير الاحصـــائية للخطـــأ.واســـتخراج اورزان الشـــبكة باســـتعمال الدالـــة net.Lw{2,1},1},net.Iw{1 والتحيز" "baise.

- التنبؤ بالفترة القادمـة باسـتخدام الشـبكة المدربـة "net" بعـد معـايرة المدخلات الجديدة باستعمال الدالة prestd.

ويمكن تمثيل تلك الخطوات من خلال الخوارزمية[vi] الاتية:

vi الخوارزمية من تصميم الباحث