بسم الله الرحمن الرحيم

جامعة آل البيت

كلية سمو الأمير الحسين بن عبدالله لتكنولوجيا المعلومات

قسم علوم الحاسوب

رسالة ماجستير في علم الحاسوب

بعنوان

نهج تغاير التحييز لطبقات الشبكات العصبية لتحسين قابلية التعميم

"Variant Mode of Neural Networks Layer Bias to Enhance the Neural Network Generalization Ability"

إعداد

فتحي ابراهيم يوسف مومني

٠٤٢٠٩٠١٠٠١

اسم المشرف

د. وليد عبد الجبار

اسم المشرف المشارك

د.مأمون ربابعة

٢٠٠٨م

لجنة المناقشة	التوقيع
١. د. وليد عبد الجبار.	.....
٢.د. مأمون ربابعة.	.....
٣.أ.د. عدنان الصمادي.	.....
٤.د. فينوس سماوي.	.....
٥.د. حمزة السوادي.	.....

قدمت هذه الرسالة استكمالا لمتطلبات الحصول على درجة الماجستير في علم الحاسوب في كلية سمو الأمير الحسين بن عبدالله لتكنولوجيا المعلومات في جامعة آل البيت.

نوقشت بتاريخ: ٨ / ١ / ٢٠٠٩م

المنارة للاستشارات

www.manaraa.com

الإهداء.....

إلى من ربياني صغيرا ورعياني كبيرا ..... إلى والدي العزيزين

إلى زوجتي العزيزة والغالية التي وقفت إلى جانبي في كل مراحل إعداد هذه الرسالة ولم تتوانى عن الدعم الكامل في كل المجالات.....

إلى فلذات أكبادي أبنائي وبناتي.....

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

الشكر

بداية وقبل كل شيء أشكر الله سبحانه و تعالى على نعمه التي لا تنضب، وأسأله الهداية في كل أمور ديني ودنياي. أتقدم بجزيل الشكر والأمتنان والعرفان إلى أساتذتي الأفاضل، الدكتور وليد عبد الجبار والدكتور مأمون ربابعة لما قدماه لي من كل الدعم المتواصل والنصح والتوجيه والإرشاد طيلة العمل المتواصل في هذه الرسالة، ولا انسى صبرهم اللامحدود عما قدماه لي من جهود وثقة غالية. كما اتقدم بجزيل الشكر والعرفان إلى أعضاء لجنة المناقشة الكرام على وقتهم وجهدهم في قراءة هذه الرسالة ومناقشتها.

أتقدم بالشكر أيضا من أفراد أسرتي جميعا بالشكر الجزيل، الوالدين العزيزين ، والشكر لزوجتي الغالية على كل الدعم والصبر وتوفير الأجواء الملائمة لإنتاج هذا العمل ، كما لا أنسى كل من ساعدني من الأخوة والزملاء ودعمهم لي .

المنارة للاستشارات

www.manaraa.com

قائمة المحتويات

الموضوع	صفحة
الغلاف	أ
الإهداء	ب
الشكر	ج
قائمة المحتويات	د
الجداول	ز
الأشكال	ح
الاختصارات	ط
الملخص باللغة العربية	ك
الفصل الأول- الشبكات العصبية وميزة التعميم	١
(١-١)مقدمة	١
(١-٢) المقومات الأساسية لدعم التعميم	٤
(١-٢-١) الأساليب الموجهة	٤
(١-٢-٢) اختيار بيانات ذات فاعلية	٥
(١-٢-٣) التنظيم	٥
(١-٢-٤) تجميع الشبكات	٦
(١-٢-٥) استخلاص قواعد الضبابية	٦
(١-٣) التوجهات الرئيسة في سبيل تطوير ميزة التعميم	٧
(١-٤) دراسات سابقة في تطوير ميزة التعميم	٨
(١-٥) تنظيم الرسالة	١١
الفصل الثاني- ميزة التعميم بين الطبيعة النفسية والنمذجة عند الإنسان	١٣
(٢-١) مقدمة	١٣
(٢-٢) تعريف التعميم	١٤

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

(٢-٢-١) تعريف التعميم في علم النفس	١٤
(٢-٢-٢) تعريف التعميم في الشبكات العصبية	١٥
(٢-٢-٣) دوافع الاهتمام بالتعميم	١٧
(٢-٣) التعلم والتدريب بين النظريات السلوكية والخوارزميات	١٨
(٢-٣-١) نظريات التعلم	١٨
نظرية الاشراط الكلاسيكي	١٩
النظريات المعرفية	٢٠
(٢-٣-٢) التعلم في الشبكات العصبية	٢٠
التعلم المشرف عليه	٢١
التعلم غير المشرف عليه	٢٢
(٢-٣-٣) خوارزمية التوالد العكسي للأخطاء	٢٢
(٢-٣-٤) الخوارزمية الجينية	٢٥
مميزات الخوارزميات الجينية	٢٦
عمليات الخوارزميات الجينية	٢٧
(٢-٣-٥) الدمج بين الخوارزميات الجينية والشبكات العصبية	٣٠
نهج استخدام الخوارزميات الجينية في إيجاد أوزان الشبكة العصبية	٣١
(٢-٤) حقيقة تطور القابليات الذهنية عند الإنسان	٣٢
(٢-٤-١) مراحل التطور المعرفي عند الإنسان	٣٣
(٢-٥) أنواع الشبكات العصبية وتمثيل الطبيعة السلوكية للإنسان	٤٠
(٢-٥-١) الشبكات ذات التغذية الأمامية	٤٠
(٢-٥-٢) الشبكات ذات التغذية الخلفية	٤٠
الفصل الثالث - البناء المقترح لتطوير قابلية التعميم في الشبكات العصبية ذات التغذية الأمامية	٤١
(٣-١) مقدمة	٤١
(٣-٢) تمثيل قيم العتبة والمبدأ المستخدم للسيطرة عليها	٤٢

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

(٣-٣) معمارية البناء المقترح	٤٤
(٣-٣-١) الشبكة الرئيسية	٤٤
(٣-٣-٢) -الشبكة الساندة	٤٥
(٣-٤) نهج التدريب	٤٦
(٣-٤-١) تدريب الشبكة الساندة	٤٦
(٣-٤-٢) -تدريب الشبكة الرئيسة (الطور الأول	٤٨
(٣-٤-٣) تدريب الشبكة الرئيسة (الطور الثاني)-	٤٨
(٣-٤-٤)تغايرات(ديناميكية)النموذج وخصائص السكونية(الستاتيكية) للنماذج التقليدية	٤٩
(٣-٥)فحص أداء الشبكة	٥١
(٣-٦)خوارزمية التدريب	٥١
الفصل الرابع :- محاكاة المقترح	٥٣
(٤-١) ــمقدمة	٥٣
(٤-٢) بنية محاكاة النموذج المقترح	٥٣
(٤-٢-١) المرحلة الثانية من العمل	٥٨
(٤-٢-٢) تدريب الشبكة الساندة	٥٨
(٤-٢-٣) تدريب الشبكة الرئيسة (الطور الأول)	٦٠
(٤-٢-٤) تدريب شبكة توليد عصبونات الانحياز	٦١
(٤-٢-٥) تدريب الشبكة الرئيسة (الطور الثاني)	٦٢
(٤-٢-٥) مرحلة فحص الشبكة لأنماط الفحص	٦٣
(٤-٣) نتائج التطبيقات	٦٤
الفصل الخامس -الاستنتاجات وخطط العمل المستقبلية	٦٧
(٥-١) الاستنتاجات	٦٧
(٥-٢)- خطط العمل المستقبلية	٦٨

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

الجداول

الجدول	صفحة
الجدول(١)يبين الأنماط الخاصة بتدريب شبكة الإسناد في الأقسام الثلاثة (أ،ب،ج)	٥٣
الجدول(٢) يبين الأنماط التدريبية الخاصة بالقسم (أ)-مرحلة التدريب للطور الأول	٥٤
الجدول(٣)يبين الأنماط التدريبية الخاصة بالقسمين (أ، ب)-مرحلة التدريب للطور الثاني	٥٤
الجدول(٤)بيانات هيكلية الشبكة والمتغيرات للخوارزمية الجينية لمثال الدوال	٧٠
الجدول(٥)بيانات هيكلية الشبكة والمتغيرات للخوارزمية الجينية لمثال الكهرباء	٧١
الجدول(٦)بيانات هيكلية الشبكة والمتغيرات للخوارزمية الجينية لمثال مزرعة العنب	٧١
الجدول(٧)بيانات هيكلية الشبكة والمتغيرات للخوارزمية الجينية لمثال المزاليج	٧١
الجدول(٨)النتائج النهائية لأخطاء كلا من الشبكة التقليدية والنموذج المقترح	٧٢

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

الأشكال

الشكل	صفحة
شكل رقم (١) تصنيفات التطبيقات	١٧
شكل رقم (٢) أنواع التعلم في الشبكات العصبية	٢٣
شكل رقم (٣) خوارزمية التوالد العكسي للأخطاء	٢٥
شكل رقم (٤) قيمةالخطأ في الطبقة المذكورة(j)	٢٧
شكل رقم (٥) يمثل وديان في دالة الخطأ تسببت بوقوع الخوارزمية في حصر الحدود الدنيا المحلية.	٢٨
شكل رقم (٦) مخطط عمل الخوارزميات التطورية.	٢٩
الشكل رقم (٧) بعض أنواع طرق الاختيار في الخوارزميات الجينية	٣٢
الشكل رقم(٨) رسم تخطيطي عامّ لذاكرةِ ترابُطيةِ	٣٩
الشكل رقم(٩) وظيفة الذاكرة الترابطية	٤١
الشكل رقم (١٠) الربط بن عصبونات الطبقتين في الذاكرة BAM	٤٣
الشكل رقم (١١) نماذج لشبكات ذات التغذية الأمامية والعكسية	٤٥
شكل رقم (١٢) البناء العام المقترح	٤٦
شكل رقم (١٣) نموذج رياضي للعصبون	٤٧
شكل رقم (١٤) مصفوفة بيانية للأوزان	٤٧
شكل رقم (١٥) تضمين العتبة كوزن وتحييز، وتأثير هذا الوزن على تصرف دالة التحفيز	٤٨
شكل رقم (١٦) هيكلية النموذج المقترح	٥٠
شكل رقم (١٧) دورة حياة الحلول فب الخوارزميات الجينية	٥٨
شكل رقم (١٨) مراحل تدريب الشبكة التقليدية	٦٣
شكل رقم (١٩) مراحل تدريب شبكة الإسناد	٦٥
شكل رقم (٢٠) مراحل تدريب الشبكة الرئيسة للطور الأول	٦٦
شكل رقم (٢١) مراحل تدريب شبكة مولدة عصبونات الانحياز	٦٧
شكل رقم (٢٢) مراحل تدريب الشبكة الرئيسة (الطور الثاني)	٦٨
شكل رقم (٢٣) مرحلة فحص الشبكة	٦٩

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

الاختصارات

Active Data Selection	**اختيار البيانات الفعاله**
Extraction of fuzzy rules	**استخلاص قواعد الضبابية**
Bagging Method	**اسلوب التحزيم**
Pruning method	**اسلوب التقليم**
Weight Decay	**اضمحلال الوزن**
Selection	**الاختيار**
Constructive Method	**الاسلوب البناء**
Heuristic Methods	**الأساليب الموجهة**
Simultaneous determination	**التحديد المتزامن**
crossover	**التحول**
Wavelet transform	**التحويل الموجه**
Bias	**التحييز**
Hebbian Synaptic	**التشابك الهيبياني**
Broad Applicability	**التطبيق الموسع**
Supervised Learning	**التعليم المشرف عليه**
Learning With Noise	**التعليم باستخدام تشويش**
Unsupervised Learning	**التعليم غير المشرف عليه**
Regularization	**التنظيم**
Structural Regularization	**التنظيم التركيبي**
Formal Regularization	**التنظيم الشكلي**
Offspring	**التهجين**
Hybridization with Other Methods	**التهجين مع اساليب أخرى**
Parallelism	**التوازي**
Early Stopping	**التوقف المبكر**
Genetic Algorithm	**الخوارزمية الجينية**
Tournament	**الدورة**
Associative Memory	**الذاكرة الترابطية**
Bidirectional Associative Memory(BAM)	**الذاكرة الترابطية ذات اتجاهين**
Rank	**الرتبة**
momentum	**الزخم**
Main Network	**الشبكة الرئيسة**
Support Network	**الشبكة الساندة**
Cascade-correlation	**الشلال الترابطي**
Hidden Layers	**الطبقات المخفية**
neurons	**العصبونات**
Concrete Operational Period	**الفترة الإجرائية المحسوسة**
Formal Operational Period	**الفترة الإجرائية المصورة**
Sensor motor Period	**الفترة الحسية الحركية**

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

Preoperational Period	**الفترة ما قبل الاجرائية**
Robust to Dynamic Changes	**المتانة للتغيرات الديناميكية**
Mutual Information	**المعلومات المتبادلة**
Fitness-Base Roulette Wheel	**الموائمة باستخدام عجلة الروليت**
Modeling	**النمذجة**
Trapping at local minima	**الوقوع في الحدود الدنيا المحلية**
Conceptual Simplicity	**بساطة المفهوم**
Network Ensembles	**تجميع الشبكات**
Optimal Brain Damage	**تحطيم الدماغ الأمثل**
Train Phase One	**تدريب المرحلة الأولى**
Train Phase Two	**تدريب المرحلة الثانية**
Auto associative	**ترابط آلي**
hetero associative	**ترابط متعدد**
Full Connected	**تشبيك شامل**
FeedForward	**تغذية أمامية**
Backward	**تغذية خلفية**
Optimal Brain Surgeon	**جراح الدماغ الأمثل**
Evolution Algorithms	**خوارزميات التطور**
Back Propagation Algorithm	**خوارزمية التوالد العكسي**
Double Back Propagation Algorithm	**خوارزمية التوالد العكسي المزدوج**
Kohonen's learning algorithm	**خوارزمية تعليم كوهينن**
Fitness Function	**دالة الموائمة**
Psychology of Learning	**سيكولوجية التعلم**
Feed Forward neural networks	**شبكات ذات تغذية أمامية**
Recurrent Neural Networks	**شبكات عصبية ذات تغذية خلفية**
Network paralysis	**شلل الشبكة**
Random	**عشوائي**
Law of Spontaneous Recovery	**قانون الاسترجاع التلقائي**
Law of Extinction	**قانون الانطفاء**
Low of Reinforcement	**قانون التعزيز(الدعم)**
Law of Generalizalion	**قانون التعميم**
Learning Theories	**نظريات التعلم**

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

الملخص

اعتمادا على دراسة سابقة بعنوان " تقييس التعميم لشبكات عصبية ذات تغذية أمامية ودعم الأداء فيها" استمر مبدأ دعم وتطوير إمكانية التعميم للشبكات العصبية ذات التغذية الأمامية في العمل الحالي. ذلك العمل غير الطبيعة الستاتيكية (السكونية) المتعلقة باسترجاع البيانات إلى مرحلة ديناميكية (تغايرية). تم تحقيق ذلك من خلال توسعة الطبقة الأخيرة لإمكانيات قيمة العتبة الشاملة.

لتطبيق هذا المبدأ على نموذج جميع طبقات الشبكة العصبية للتغذية الأمامية، تم تقديم دراسات مختلفة لتحقيق ذلك. من خلال جميع المقترحات، كان هناك خياران ممكنة الاستخدام. الأول وتبعا لتضمين انتشار الإشارات، تبدو من الصعوبة لتوصيلها بالشكل المناسب، بينما في الخيار الثاني، فقد تم تحليل المقترح ووجد ممكن التطبيق، وبهذا فقد تم إنجازه واختباره في هذا العمل كمقترح مناسب.

الدراسة الحالية تعتبر النموذج بمثابة تركيب موحد من شبكتين عصبيتين هما الشبكة الساندة، والشبكة الرئيسة. الأولى مسؤولة عن إعداد التغايرات المطلوبة لإنجاز العمليات الخاصة بالشبكة الرئيسة من خلال قيم العتبة لدوال التحفيز للشبكة الرئيسة لكل الطبقات عدا طبقة الإدخال. الشبكة الثانية، تتأثر بالشبكة الساندة وهي مسؤوولة لتقديم الترابط لكل الأنماط.

لهذا النموذج، تم تصميم خوارزمية تدريب وتم تفصيليهما لتحتوي مرحلتين. المرحلة الأولى تميل لتقليد المعالجة المطلوبة لارتباط الأنماط ببساطة، بينما الثانية فهي ترتقي لتمثيل الاستجابة الذهنية المطلوبة لتحقيق قابلية التعميم للانسان. اعتمادا على اختبارات الأداء للنموذج المقدم، فإن النتائج التي تم الحصول عليها تثبت القناعة، وذلك من خلال محورين : الأول، هو تقليل الخطأ الناتج من ارتباط الأنماط، والثاني تحقيق محاكاة مخلصة للنظريات السلوكية لما تتعلق به وعناوين الدراسة الحالية.

المنارة للاستشارات

www.manaraa.com

الفصل الأول – الشبكات العصبية وميزة التعميم

(١-١) مقدمة

درس العلماء والباحثين الدماغ البشري بهدف فهم تركيبه من ناحية، ومن ناحية أخرى، فهم السلوكيات الناجمة عن أدائه في تنفيذ العديد من المهام، فجاءت دراستهم للشبكات العصبية الاصطناعية كمحاولة منهم لتفسير عمل هذا الدماغ وآلية عمله، فالشبكات العصبية التي هي أداة من أدوات الذكاء الاصطناعي محل اهتمام رئيس في هذا العصر وذلك من خلال عملية المحاكاة للدماغ البشري باستخدام الآلة الذي كان وما زال تحديا للإبداع. من المواضيع التي تناولت هذا البحث وأسهمت فيه مساهمة فاعلة علم الأحياء، والحوسبة، والالكترونيات، والرياضيات، والطب، والفيزياء، وعلم النفس. فالنظر لهذا الموضوع متنوع، كما هي الأهداف، فالفكرة الرئيسة أن تستغل هذه المعرفة للنظام العصبي والدماغ البشري لتصميم أنظمة اصطناعية ذكية.

من العلماء الذين كان لهم اهتمام بالغ في دراسة الدماغ ومحاولة فهمه من خلال عملية المحاكاة هم علماء الأحياء، وعلماء النفس، حاولوا نمذجة وفهم الدماغ وأجزاء النظام العصبي، وبحثوا في توضيحات السلوك البشري الظاهر من القدرات التي يتمتع بها هذا الدماغ، وخاصة فيما يتعلق بالتعلم والذاكرة والتفكير والتعميم وغيرها. من ناحية أخرى، علماء الحاسوب، والمهندسين الالكترونيين، بحثوا في طرق كافية لحل مشاكل وتطبيقات باستخدام الحواسيب التقليدية التي كانت متوافرة آنذاك، على اعتبار أن أفكار ونمذجة علماء النفس والأحياء هي مصادر إلهام لعلماء الحاسوب والمهندسين (Schmidt, 1996).

هناك جهودا كبيرة بذلت من قبل العلماء بهدف تطوير نظريات تتعلق بالشبكات العصبية، فالحقيقة أن الدماغ البشري بتركيبته المعقدة، والذي يشتمل على شبكة عصبية معقدة مكونة من مجموعة خلايا عصبية والذي تطور – الدماغ – ضمن بيئة وهي العقل، فالشبكات العصبية الطبيعية معقدة للغاية، وهي أنظمة لا خطية تمتاز بدرجة عالية من القدرة على المعالجة، هذه الجهود بالدراسة استمرت أكثر من نصف قرن، من هذه المحاولات بعضها لاقى نجاحا وآخر باء بالفشل، على أي حال، كتقدم أكثر في علم الدماغ جعل تقنية دماغ الحاسوب من الوعود الأكثر جدية. تم تطوير نظريات الشبكات العصبية في الأيام الأولى في كلا من روسيا، وأمريكا، وأوروبا، واليابان بشكل مستقل، إلا أن لكل دولة من هذه الدول تقاليدها العلمية الخاص بها، إذ تميزت روسيا في هذا المجال بسبب عزلتها عن العالم الغربي، والباحثون الروس كانوا قادرين على تطوير نظرياتهم الخاصة بعمق في الرياضيات، والفيزياء، ونظريات التحكم، ومجالات أخرى. الدماغ البشري بطيء جدا في قضايا المعالجة، مما اقتضت الحاجة لأن يفكر أحدنا بتطوير خوارزميات حل ومعمارية لمعالجات متوازية، متضمنا العصبية(Galushkin, 2007).

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

تطوير الرقاقات العصبية أحد الخطوط الرئيسة في تصميم ما يسمى بالحاسوب العصبي، ويقابل هذا التركيب للرقاقات العصبية نتائج التركيب والتطوير لخوارزميات الشبكة العصبية متعددة الطبقات (في حال استخدمنا حاسبات لأغراض عصبية عموما) وخوارزميات حل المشكلات العصبية (في حال استخدمنا حاسبات لحل المشاكل الموجهة، وحاسبات عصبية ذات أغراض خاصة). على أي حال، تطوير خط التقنية هذا يتطلب قليلا من الوقت، على خلاف أن بعض المواضيع سوف تكون تكلفتها فعالة لمحاكاة خوارزمية حل للشبكات العصبية على أسس حاسبات ذات قدرات ضخمة. يجدر بالذكر إلى أنه حتى نستطيع المحاكاة بالشبكات العصبية من خلال استخدام تسهيلات المعالجات الدقيقة، من الفاعلية بمكان أن نطور معمارية وجهت في تنفيذ عمليات الشبكات العصبية بدلا من استخدام خوارزميات قياسية وجهت في تعديل الحل باستخدام المعالج الوحيد.

الشبكات العصبية الاصطناعية، كما يدل عليها الاسم، شبكات حسابية تحاول محاكاة بمجمل الحال شبكات الخلايا العصبية (العصبونات) الحيوية (الإنسان أو الحيوان) في النظام العصبي المركزي. تلك المحاكاة الممثلة عصبون بعصبون، أو عنصر بعنصر، وهذا التمثيل تم استمداده من قبل علماء الأعصاب ومعرفتهم في العصبونات الحيوية، وهذا يختلف عن العمليات الحسابية التقليدية (رقمية أو تناظرية). لو طرحنا التساؤل التالي: لماذا نرى في الشبكات العصبية الاصطناعية أكثر من مجرد تدريب في المحاكاة ؟ للإجابة على هذا التساؤل (Graupe, 2007)، فإن الإجابة تكمن في اثنان من السمات ذات الأهمية الرئيسة، فالشبكات العصبية وبمحاكاتها الشبكات العصبية الحيوية، هي في الحقيقة تشير إلى معمارية حاسوبية جديدة، ومعمارية ذات خوارزمية أيضا جديدة، إذا انسبنا ذلك إلى الحواسيب التقليدية، والتي تستخدم عمليات رياضية بسيطة تعتمد على صياغة أوامر وتعليمات يتم تنفيذها من قبل هذه الأجهزة. الشبكات العصبية من الناحية الحاسوبية والخوارزمية بسيطة جدا، ولديها ميزة تنظيم ذاتي في معالجة العديد من التطبيقات الواسعة، أما السمة الأخرى، التي تميز الشبكات العصبية عنها في التقليدية، قدراتها على المعالجة بصورة متوازية، غير تسلسلية كالتي في الحاسبات التقليدية.

عملية المقارنة بين الدماغ البشري وعلاقته بالذاكرة مع الشبكات العصبية الاصطناعية لا تقتصر فقط على عملية تخزين واسترجاع للمعلومات المعالجة، وإنما يتعدى ذلك لعمليات معالجة معقدة وقدرات عقلية عالية المستوى، كمفهوم التفكير والتعميم، وكيفية نقل ذلك إلى نماذج بنائية متمثلة في الشبكات العصبية الاصطناعية لتكون – الشبكات العصبية – ليس مجرد بناء نموذجي لتركيب الدماغ فحسب، بل أيضا إمكانية هذه الشبكات أيضا على حل تطبيقات معقدة تتطلب التفكير والتعميم. إننا كبشر، رغم معرفتنا الكبيرة عن الدماغ، إلا أننا نجهل الطريقة التي يعمل

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

بها أو الطريقة التي يؤدي بها وظائفه، كالمهندس الذي لديه تصميما كاملا عن محرك سيارة ولكنه يجهل كيف يعمل هذا المحرك(مجلة النبأ، ٢٠٠٠).

إن أهم ما يمتاز به الدماغ البشري الذي يتكون من شبكة عصبية معقدة، هو التعلم، وما يحدث من عمليات تحدث بداخله لحصوله، حيث يرى هيب فيما يتعلق بذلك، بأن أي إدخال يكون نشطا عندما تتلقى الخلية العصبية إشارة من الخلايا الأخرى يقوى وتصبح الخلية أكثر حساسية لأي إشارات أخرى قادمة في المستقبل. هذه العملية، والتي لا يوجد تصور كاف لطريقة حدوثها، هي التي تؤدي إلى حدوث عملية التعلم. جاءت فكرة الشبكات العصبية التي تتعلم كيف تحل مشكلة ما شديدة الجاذبية حقا، وربما تثار الدهشة عندما حاول عدد من العلماء منذ بداية الأربعينات بتقديم نماذج مختلفة للشبكات العصبية لتكون قادرة على حل المشكلات التي من ضمنها عملية التعلم، و ما النموذج البسيط الذي قدمه العالم النفسي دونالد هيب عام ١٩٤٩ م في هذا المجال إلا كمبدأ بسيط للتعلم، وبعد ذلك بذلت جهودا متعددة في تطوير مبادئ ونماذج أخرى تصب جميعها في محاكاة الدماغ البشري لتكون قادرة على حل المشاكل المعقدة، والتي يصعب حلها بالحواسيب التقليدية، والتعلم هو مفهوم نفسي يحدث نتيجة تغيرات في البناء الإدراكي للفرد، ويستدل على وجوده عادة بمؤشرات سلوكية ملاحظة للعيان، وقد تكون تغيرات التعلم إيجابية كما في السلوك والقيم السوية والمرضية، أو سلبية كما في كافة أنواع السلوك غير المرضية الأخرى، فالتعلم يحدث من خلال تعرض الفرد لخبرات حسية في البيئة المحيطة، حيث تنتقل الإحساسات المرئية أو السمعية أو اللمسية أو الذوقية أو النفسية عبر الجهاز العصبي الثانوي الموصل للدماغ، فتستقبله خلية أو مجموعة خلايا متكونا من اثاراتها العصبية ونتيجة لذلك يتم الإدراك ثم يحدث التعلم(حمدان، ١٩٨٦).

التعميم في الشبكات العصبية يعتبر من المواضيع التي استحوذت على تفكير الكثير من المهتمين في الدراسات العصبية والنفسية، وحتى وصل لاهتمام علماء الحاسوب، والمهندسين، وغيرهم ممن كان له اهتمام بموضوع الذاكرة والدماغ والتعلم، وقضايا ذات ارتباط بالعمليات العقلية ذات المستوى المعقد كمفهوم التعميم، وهو موضوع دراستنا في هذا المبحث، والذي سيتم تناوله بشيء من التفصيل خلال استعراضه في الفصول اللاحقة، والتي سنتناول بها جوانب متعددة عن التعميم لتشمل المقومات الأساسية لدعم التعميم، والتوجهات الرئيسة التي قدمت في سبيل تطوير ميزة التعميم، وتعاريف التعميم في كلا من جانب علم النفس، والشبكات العصبية، وغيرها التي هي محور الاهتمام التي تركز على أهمية التعميم، ودوافع الاهتمام به، حيث جاءت دراستنا هذه استكمالا لبحث قدم سابقا لكلية تكنولوجيا المعلومات في جامعة آل البيت، تناول فيها الباحث " التعميم في الشبكات العصبية الاصطناعية ومقاييسه "، في حين أنه في

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

الدراسة الحالية تم تقديم نموذج بناء يختلف عن النموذج المقدم بالدراسة السابقة، وهذا ما سيتم توضيحه في الفصول اللاحقة.

(١-٢) المقومات الأساسية لدعم التعميم

التعميم في الشبكات العصبية بصورة مختصرة هو إعطاء نتائج مقبولة لمدخلات غير مضمنة في المجموعة التدريبية. كما سبق الإشارة إلى الاهتمام بموضوع التعميم من قبل العديد من المستخدمين. النقطة الأولى التي يجدر الإشارة إليها هنا، بأن التعميم بإمكاناته لا يعتمد على هيكلية الشبكات العصبية وأساليب طرق التدريب المستخدمة فحسب، بل أيضا على المعلومات المحتواة في عينات التدريب حول الدالة المتعلمة ودالة الهدف نفسها. يجب أن نؤكد أولا بأن العينات المستخدمة لغاية تدريب الشبكات العصبية تتضمن معلومات كافية عن دالة الهدف. هذا يتطلب عدد كافي من البيانات التدريبية، والذي لا يكون دائما عمليا. لذلك، استخدام الخبرة المعرفية السابقة أو الموجهة قد تكون حاسمة لانجاز تعميم جيد للشبكات العصبية.

هناك عدد من الأساليب التي طورت لتحسين كفاءة التعميم في الشبكات العصبية، والتي يمكن أن نصنفها إلى خمس فئات على النحو التالي(jin, 2003):-

(١-٢-١) الأساليب الموجهة

التوقف المبكر (Early Stopping) والتدريب باستخدام ضوضاء (Training With Noise) من الأساليب الموجهة التي تحاول أن تدعم إمكانيات التعميم للشبكات العصبية. في التوقف المبكر، يتم تقسيم بيانات التدريب إلى مجموعتين، أحدهما للتدريب، والأخرى مجموعة تحقق. فبدلا من تدريب الشبكة لتقليل الخطأ في مجموعة التدريب كما هو محتمل، يتوقف التدريب عندما يبدأ خطأ مجموعة التحقق بالزيادة. قضايا مثل كيفية تقسيم البيانات ومتى نتوقف عن التدريب، مثل هذه القضايا هناك نظريات كان لها الاهتمام بكيفية معالجتها. أما الأسلوب الثاني، الضوضاء، يعني إضافة ضوضاء عشوائي بصورة مقصودة لمدخلات المجموعة التدريبية. من المعتقد بأن مثل هذه الضوضاء العشوائية تعمل على تناسق دالة الهدف (الدالة نفسها متناسقة، وقد تكون متعرجة بسبب أخذ عينات متباعدة)، وهذا بدوره يمنع الشبكة لأن تقع في الملائمة المتزايدة لبيانات الإدخال.

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

(١-٢-٢) اختيار بيانات ذات فاعلية

الغرض من اختيار البيانات ذات الفاعلية وعملية اختيارها يلعب دورا هاما ليكون قادرا على دعم ميزة التعميم بشكل ملحوظ خلال عملية التدريب، عادة، يتم اختيار البيانات ذات الفاعلية من خلال تحسين دالة الهدف، على سبيل المثال يعطي ذلك دعما في كسب المزيد من المعرفة. الطريقة الأخرى، إعادة ترتيب بيانات مجموعة التدريب من خلال استبعاد البيانات عديمة الأهمية، وهي من أكثر الطرق المناسبة.

(١-٢-٣) التنظيم

التنظيم يلعب دورا أساسيا في دعم ميزة التعميم، وهناك أساليب تعتبر ذات أهمية في دعمه والذي يمكن أن يقسم إلى قسمين هما(jin, 2003):-

١- التنظيم التركيبي Structural Regularization

٢- التنظيم الشكلي Formal Regularization

الفكرة الرئيسة للنوع الأول، التركيبي، أن الشبكة العصبية لا تكون ملائمة بصورة زائدة عن الحاجة للبيانات التدريبية إذا كان التعقيد في الشبكة يقارن مع دالة الهدف. هناك أساليب مختلفة تم استخدامها للسيطرة على هذا التعقيد، مثل أسلوب التقليم(Pruning Method)، وكذلك أسلوب نمو الشبكة (Growing Method). في أسلوب التقليم، يتم تدريب الشبكة الأولية الضخمة، ليتم بعد ذلك حذف بعض الخلايا أو الأوزان، حيث يوجد هناك معايير لهذا التقليم واسعة الانتشار، مثل أسلوب يسمى تحطيم الدماغ الأمثل (Optimal Brain Damage)، وأسلوب آخر يطلق عليه جراح الدماغ الأمثل (Optimal Brain Surgeon). في الأسلوب الثاني، أسلوب النمو، نبدأ بشبكة صغيرة في البداية، ثم نبدأ بزيادة طبقات وخلايا عند الضرورة حتى نصل إلى حل مقنع، ويطلق أيضا على هذا الأسلوب، الأسلوب البناء (Constructive Method). في النوع الثاني، الشكلي، يتم إضافة قيود لدالة التكلفة الخاصة بخوارزمية التدريب على النحو التالي(jin, 2003):-

$$J=E+\lambda\,\Omega \quad \text{.....(1)}$$

حيث تمثل E، دالة الخطأ التقليدية، $0=<\lambda<1$ ، λ تمثل معامل التنظيم، Ω تمثل تعبير التنظيم. بصورة رئيسة، هناك عدة طرق رئيسة متوفرة للأسلوب الشكلي. من هذه الأساليب، الأساليب الموجهة، وأساليب تعتبر أكثر شيوعا، يطلق عليها، اضمحلال الوزن (Weight Decay). كما أن هناك أسلوب مبنيا على نظرية المعلومات، يستخدم ما يسمى بالمعلومات المتبادلة (Mutual Information) لمقاومة الارتباط المفرط للخلايا المخفية، وبالتالي فإن ذلك يعمل على التخفيف من الموائمة الزائدة.

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

(١-٢-٤) تجميع الشبكات

الاهتمام بين الانحياز والتباين يمكن أيضا أن يوازن بين تجمع هيكلية الشبكة. بدلا من إنشاء نموذج شبكة منفردة، يمكن أن نبني مجموعة من الشبكات ليتم دمجهم بمخرج واحد، ويمكن أن نحصل على عملية التجميع هذه من خلال معالجة أو التلاعب ببيانات التدريب المبني على أساليب إحصائية. هناك طريقتان يمكن أن يستخدما ضمن هذا الأسلوب، التحزيم أو التكييس(Bagging Method)، وأسلوب آخر، يسمى أسلوب الرفع.

(١-٢-٥) استخلاص قواعد الضبابية

من الأساليب التي لعبت دورا هاما في دعم التعميم وكان لها حضورها في مجال الدعم لميزة التعميم.

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

(١-٣) التوجهات الرئيسة في سبل تطوير ميزة التعميم

تعددت توجهات الباحثين والدارسين الذين كان لهم الاهتمام البالغ بموضوع التعميم في الشبكات العصبية، تركزت حول عناصر رئيسة، يمكن أن نجملها على النحو التالي:-

- التوجه الأول :- يركز على هيكلية أو تركيب الشبكة، والذي يمكن أن يكون له دورا بارزا في عملية دعم هذه الخاصية. (Zhong, 1998) اقترح أسلوب هجين، يضم مجموعة من الأساليب الفعالة لدعم التعميم، يستطيع هذا الأسلوب بصورة آلية من تصميم هيكلية للشبكات العصبية، تكون قادرة على التعميم الجيد لشبكة ذات حجم صغير وبوقت قصير للتدريب مقارنة مع الطرق الأخرى.
- التوجه الثاني:- يركز على خوارزمية التدريب، باعتبارها أيضا من أساليب دعم التعميم.(Watanabe &Shmizu, 1994)أشارا إلى خوارزمية تدريب جديدة تعمل على رفع كفاءة التعميم للشبكات متعددة الطبقات لتمييز الأنماط، حيث عملت هذه الخوارزمية على تقريب النتائج من نتائج الهدف بأقل ما بمكن من الأخطاء.

(Drucker& Le Cun, 1992) اقترحا خوارزمية جديدة لدعم كفاءة التعميم، وهي خوارزمية الانتشار العكسي المزدوج (Double Back Propagation Algorithm).

- التوجه الثالث :- اختيار مجموعة التدريب المثلى والتي ستستخدم في تدريب الشبكات، على اعتبار أن مجموعة التدريب تلعب دورا بارزا في دعم كفاءة التعميم، بعيدا عن اختيار هذه المجموعة بصورة عشوائية. من التوجهات في هذا المجال استبعاد المدخلات الغريبة أو الشاذة من مجموعة التدريب والتي قد تضعف عملية التعميم أو تعيقه(Madokoro& others, 2005) قدموا أسلوبا جديدا لتحسين كفاءة التعميم، وذلك من خلال استخدام أساليب تعتمد أساسا على إنقاص أو زيادة حجم مجموعة التدريب.

كل اتجاه من الاتجاهات السابقة قدم افتراضات وإجراء تجارب لدعمها، ولكن من الاتجاهات ذات الأهمية الكبرى، الذي يتعلق باختيار مجموعة التدريب الملائمة. هناك عناصر أساسية في هذا الاتجاه، فيما يتعلق بحجم مجموعة التدريب، وكيفية اختيار هذه المجموعة، وما هي المعلومات التي يجب أن تتضمنها. تتأثر ميزة التعميم بعامل مجموعة التدريب، فيما يتعلق باختيار المجموعة التي تتضمن المعلومات الكافية، والتي تمثل المشكلة موضوع الدراسة. إذ أن التعميم الجيد هو الذي تكون فيه مخرجات الشبكة الفعلية قريبة جدا من المخرجات الهدف، وهذا بدوره يتطلب اختيار مجموعة تدريب تتضمن معلومات كافية وممثلة للمشكلة. اتجهت الدراسات التحليلية

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

النظرية ضمن هذا المجال نحو تحديد الحدود الدنيا لحجم مجموعة التدريب، والتي تضمن مستوى معين من التعميم. من هذه الدراسات، دراسة نظرية تسمى أبعاد فابنك شيرفونينكس (Vapink Chervonenkis)، (Engelbrecht, 2001).

(١-٤) دراسات سابقة في تطوير ميزة التعميم

تناول العديد من الباحثين والدارسين ميزة التعميم بطرق مختلفة، منهم من ركز على خوارزميات التدريب المختلفة لهذه القضية، ومنهم من كان له التركيز على الهيكلية كداعم لهذه الخاصية، وكذلك من الباحثين والدارسين الذين ركزوا على مجموعة التدريب وآلية اختيارها ليكون لها الأثر على دعم هذه الخاصية. سوف نتناول خلال الفقرات اللاحقة ضمن هذا الفصل إسهامات وإنجازات الباحثين والدارسين الذين تناولوا هذه الخاصية على النحو التالي:-

(١)- الأسلوب الهجين لتحسين كفاءة التعميم للشبكات العصبية .

(A Hybrid Methodology for Improving Generalization Performance of Neural Networks)

يعتمد هذا الأسلوب على عملية دمج لمجموعة أساليب فعالة، كاستبعاد العلامات الفارقة من خلال ما يسمى بالتحويل الموجه(Wavelet transform)، وإنشاء أفضل معمارية من خلال استخدام ما يسمى بالشلال الترابطي السريع(Cascade-correlation)، وتصميم ديناميكي لمتغيرات التدريب من خلال ما يسمى بالتحديد المتزامن (Simultaneous determination)، وأخيرا، تجنب مشاكل الموائمة الزائدة عن الحاجة من خلال التحقق المتقاطع السريع (Yang, 2006) .

التحويل الموجة يعمل على دعم التعميم للشبكات، ويقلل من وقت التدريب بفاعلية. ومتأمل من عملية الدمج بين الشبكات و هذا التحويل بان يعالج احدهم الآخر، معطيا نتائج في الشبكات بأساليب بناءة وبفاعلية ومقدرة على السيطرة ومعالجة المشاكل ذات الأبعاد الضخمة باعتدال.

أظهرت النتائج التجريبية التي اعتمدها الباحث في هذه الطريقة على أنها تضمن الوصول إلى تعميم أفضل وبصورة سريعة، بالإضافة إلى إمكانيات البحث فيها أيضا أسرع، كما أن عملية الدمج هذه ساعدت على التقليل من التعقيد في الشبكة وزمن التدريب، وتزيد من إمكانيات التعميم إذا ما قورن ذلك مع الطرق التقليدية، كما هو الحال على سبيل المثال في خوارزمية الانتشار(التوالد) العكسي للأخطاء، التي تعاني من بعض القصور، إذ أنها قد تقع في قيمة صغرى محلية، بالإضافة إلى أنها بطيئة للالتقاء بنقطة واحدة، كما أن الخوارزميات بشكل عام كان تركيزها على تطبيقات محددة وبتقنيات أيضا محددة.

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

(٢)- خوارزمية تعليم لتحسين كفاءة التعميم لشبكة متعددة الطبقات لتمييز الأنماط.

A learning Algorithm for Improving Generalization Ability of Multi-Layered Neural Network for Pattern Recognition Problem

(Watanabe&Shimizu, 1994) اقترحا الباحثان معا خوارزمية تدريب جديدة لتحسين كفاءة التعميم للشبكات العصبية، تضمن هذه الخوارزمية تقريب مخرجات الشبكة من المخرجات الهدف بأقل ما يمكن من الأخطاء، حيث تم تطبيق هذه الخوارزمية على مجموعة من الأرقام المطبوعة لتمييز الأنماط، وعرض فاعلية هذه الخوارزمية مقارنة مع الخوارزميات الأخرى.

هذه الخوارزمية تعمل على التخلص من الأوزان الزائدة، وتعمل على إبراز أهمية الأوزان لأن يكون صغيرا في أبسط الأحوال. حيث تناول الباحثان خلال بحثهما هذا العلاقة بين التمثيل الداخلي للأوزان وإمكانيات التعميم في الشبكات العصبية لتمييز الأنماط، كما استطاعت أن تعمل على إنقاص خطأ التدريب وإحراز تمثيل داخلي لائق على مجموعات التدريب من خلال التطبيق العملي على سلسلة من الأرقام العددية المطبوعة، ومقارنتها مع الخوارزميات الأخرى.

(٣) تحسين إمكانية التعميم من خلال التخلص من مكونات إدخال عديمة الجدوى

Improving Generalization Ability of Multilayer networks by excluding Irrelevant Input Components

هناك أساليب تعلم جديدة تكفل تحسينا لخاصية التعميم، ومن هذه الأساليب، أسلوب يعتمد على معرفة سابقة لبيانات الهدف(المخرجات) لبيانات التدريب (Ishii& Kumazawa, 2000).

كمعرفة سابقة، تم استخدام فضاء خطي في فضاءات الأنماط الذي يمكن أن يؤخذ بعين الاعتبار بمثابة أنماط غريبة قابلة للتمييز. وبالتالي يتحقق التعميم من خلال تكوين شبكات عصبية والتي تعطي نتائج مشابهة أو قريبة من مخرجات لأنماط مدخلة غير مدربة من خلال مكونات في الفضاء المقصود. الطريقة البسيطة لتقديم هذا الافتراض هو تقليل أبعاد المدخلات. على أي حال ، بدلا من تقليل أبعاد المدخلات تم تقديم قيود خطية على تمثيل الأوزان، و تعتبر أكثر ملائمة متفقة في حالة الحصول على فضاء ليس تاما، لكن مخرجات لمدخلات ليست ضمن مجموعة التدريب بمكونات مميزة. استخدم الفضاء الخطي في هذه الطريقة لاستبعاد الأنماط المميزة، بدلا من تقليل أبعاد المدخلات للشبكات العصبية.

تم استخدام هذا الأسلوب في العديد من التجارب عمليا من خلال الفضاء الخطي المتفق عليه كفاصل للأنماط لتمييزها والذي تم اعتماده إحصائيا من خلال استخدام تحليل مميز. وحقق نتائج مميزة مقارنة مع النتائج المستخدمة في الأساليب التقليدية بدعم التعميم.

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

(٤) تحسين كفاءة التعميم باستخدام خوارزمية مزدوجة للانتشار(التوالد) العكسي

Improving Generalization Performance Using Double Back propagation

(Drucker & Cun, 1992)

من الأساليب التي تعمل على دعم ميزة التعميم استخدام خوارزمية تدريب مزدوجة للانتشار العكسي التي اعتمدت أساليب رياضية من خلال استخدام دالة جاكوبيان بتشكيل دالة قوة كعنصر إضافي. التحسينات ذات المعنى تم عرضها مع معماريات مختلفة، ومجموعات فحص مختلفة، خاصة مع معماريات سبق مشاهدتها لتمتلك انجاز جيد عندما تستخدم الانتشار الخلفي. كما تم عرض ذلك على الانتشار الخلفي المزدوج، وكمقارنة مع الانتشار الخلفي الأحادي، تنشأ أوزان صغيرة بتلك الوسيلة بحيث لن تنتشر المخرجات وقتا كبيرا بمنطقة خطية.

(٥) نمذجة البيانات التدريبية باستخدام شبكات عصبية تستخدم خوارزمية التوالد العكسي ذو العداد لتحسين قدرات التعميم.

Training Data Modeling Using Counter Propagation Networks for Improved Generalization abilities

من وسائل دعم التعميم وتحسين كفاءته في الشبكات العصبية ذات الانتشار العكسي استخدام أسلوب مبني على توبولوجية الرسم للبيانات المستخدمة في خوارزمية شبكات عصبية للانتشار(التوالد) العكسي ذات العداد، تقوم هذه الخوارزمية على تخزين البيانات على صورة دالة تصنيف، في حين أن التوبولوجيا تختصر لنا هيكلة البيانات. تم استخدام أوزان وعناوين لدالة التصنيف لبيانات التدريب الجديدة لخوارزمية الانتشار العكسي. فائدة هذا الأسلوب، أنه تم السيطرة على عدد البيانات من خلال تغيير أحجام دالة التصنيف، وكذلك الزيادة في بيانات التدريب يمكن أن ينتج تحت فضاء التوبولوجي، وأخيرا، يمكن تجنب التداخل في البيانات التدريبية من خلال استخدام التنافس على مبدأ أن الفائز يحصل على كل المنافسات. أظهرت النتائج التجريبية أن التوسع في تدريب البيانات حسن من إمكانية التعميم.

هناك أساليب أسهمت في تحسين كفاءة التعميم، منها ما له علاقة بمتغيرات الشبكة، من خلال تقسيم الشبكة استنادا إلى القيم البيانية فيما إذا كانت تنتمي أم لا للتصنيف المطلوب، ومنهم من اهتم بالمجموعات التدريبية من حيث إنقاصها، أو زيادتها، أسلوب الإنقاص يمكن به أن نتجنب البيانات الفائضة، وفي الزيادة، يعمل ذلك على إنتاج بيانات جديدة خلال التوسع، وهذا يمكن استخدامه عندما لا تملك الشبكة بيانات تدريبية كافية(Ishii & others, 2005).

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

(١-٥) تنظيم الرسالة

تم خلال هذا المبحث تناول موضوع التعميم في الشبكات العصبية ذات التغذية الأمامية، وقدم فيه مقترحا جديدا لتصميم هيكليه جديدة للشبكات العصبية بهدف دعم ميزة التعميم من خلالها.

تم تقسيم المبحث إلى خمسة فصول، اشتمل كل فصل على عدة أبواب ذات العلاقة. تناول الفصل الأول المقدمة التي اشتملت على الشبكات العصبية، على اعتبارها أداة محاكاة للدماغ البشري، واهتمام العلماء من مختلف المجالات بدراستها أيضا، كما تناولنا خلال المقدمة مفهوم الشبكات بصورة عامة دون التركيز على تعريفاتها حسب علماء الأحياء وغيرهم، بالإضافة إلى تناول العمليات التي تقوم بها هذه الشبكات، وغير مقتصرة على معالجات بسيطة، وإنما معالجات معقدة ومتعددة تتطلب مهارات عقلية عليا، كمفهوم التفكير على سبيل المثال. كما اشمل الفصل الأول على المقومات الأساسية لدعم التعميم، والأساليب التي تم تطويرها لتحسين كفاءة التعميم، والتي سبق ذكرها. كما تم استعراض أهم التوجهات الرئيسة للباحثين والدارسين فيما يتعلق بتطوير وتحسين قدرات الشبكات العصبية على التعميم، لتشمل هذه التوجهات أهم العناصر التالية: اختيار مجموعة التدريب الممثلة للمشكلة موضوع الدراسة، خوارزمية التدريب، وأخيرا هيكلية الشبكة أو تركيبها.

في الفصل الثاني، تم استعراض ميزة التعميم بين الطبيعة النفسية والنمذجة عند الإنسان، حيث تناول هذا الفصل أهم تعريفات الشبكات العصبية في جانب علم النفس، وجانب الشبكات العصبية، والدوافع التي أدت للاهتمام بالتعميم، ومفهوم التدريب والتعلم بين النظرية السلوكية والخوارزميات، كما تم تناول نظريات التعلم على اعتبارها الأساس في دراسة السلوكيات واهتمامات العلماء في مجالي علم النفس والأحياء، والانتقال إلى عملية التعليم في الشبكات العصبية، وبعض الأمثلة على خوارزميات التعلم، كخوارزمية التوالد العكسي، والخوارزميات الجينية، وحقيقة تطور القابليات الذهنية وأصداءها على النمذجة في الشبكات العصبية، وتمثيل الطبيعة السلوكية للإنسان.

في الفصل الثالث، تم بناء النموذج المقترح بتفاصيله لتطوير قابلية التعميم في الشبكات العصبية، كما تم تناول متطلبات إسناد التعميم للشبكات العصبية، إضافة إلى التفاصيل المتعلقة بكل مرحلة من المراحل ذات العلاقة بالنموذج المقترح وبيان التغايرية(الديناميكية) له، وخصائص السكونية أو الثبوتية(الستاتيكية) للنماذج التقليدية، إضافة لذلك، كيفية تصميم البناء أو الهيكلية للنموذج المقترح، وخوارزمية التدريب له.

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

أما في الفصل الرابع، تم عرض لأهم النتائج الناجمة عن تطبيق النموذج الجديد على مجموعة التطبيقات القياسية، والمستخدمة بالدراسات العلمية من خلال محاكاة المقترح، والاختبارات والنتائج، إضافة إلى ما تضمنه هذا الفصل من مخططات انسيابية لكل مرحلة من المراحل ابتداء من تدريب الشبكة التقليدية وانتهاء بالنموذج المقترح.

وأخيرا في الفصل الخامس والأخير من هذا المبحث، تم استعراض أهم الاستنتاجات التي تمخضت عنه، وعرض مجموعة اقتراحات كخطط لدراسات مستقبلية ممكنة في تطوير واستغلال هذا الموضوع قيد الدراسة.

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

الفصل الثاني -ميزة التعميم بين الطبيعة النفسية والنمذجة عند الإنسان

(٢-١) مقدمة

من المعروف أن النظام العصبي الحيوي والذي يحتل مركزا له بالدماغ، يتكون من مجموعة من الخلايا العصبية، والتي تؤدي وظائفها المختلفة من خلال ربط هذه الخلايا بعضها ببعض، والتعقيد فيه. من الضروري أن يكون لدينا بعض المعرفة حول طريقة هذا النظام وكيفية تنظيمه. معظم الكائنات الحية، والتي لها القدرة على التكيف لمتغيرات البيئة، تحتاج لوحدة سيطرة أو تحكم قادرة على التعلم. فالبشر والحيوانات المتطورة الراقية، تستخدم شبكات معقدة، تتكون من عصبونات(neurons) متخصصة لانجاز هذه المهمة- مهمة التكيف-.

تقسم دراسات الدماغ إلى قسمين، قسم يتعلق بالناحية الوظيفية، وقسم آخر يتعلق بالناحية التشريحية، والوظائف المرتبطة بخلاياه، والمتعلقة بالسمع، والرؤية، والسيطرة وغيرها، و نتيجة هذا التعقيد في الربط بين العصبونات، والعدد الضخم لها، بات من الواضح عجز الباحثين لعمل محاكاة باستخدام الحاسوب ليحاكي الدماغ نظرا للعمليات الحسابية الضخمة التي يتعامل معها وينفذها.

النمذجة (Modeling) أو تطوير الشبكات العصبية أو معماريتها تعتمد على نوع الشبكة المطلوب تكوينها أو إنشائها. في حالة نمذجة الشبكات العصبية الاصطناعية، المعمارية تم إنشائها لحل مسائل أو تطبيقات في متناول اليد، بينما في حالة النمذجة في الشبكات العصبية الحيوية تم تحديدها لإعادة إنتاج بياناتِ تجريبيةِ تشريحيةِ وفسيولوجية. كلا النوعين من تطوير الشبكة يتضمن اختيار بيانات مناسبة تمثيلية لمكونات الشبكة، عملية الربط بين العصبونات وتشبيكها، بالإضافة إلى مدخلات الشبكة، وغيرها من متغيرات التحكم والسيطرة بالإضافة إلى تغايرات(ديناميكية) الشبكة تم تحديدها على شكل مجموعة من المعادلات الرياضية.

اختيار نموذج الخلية العصبيةِ بصورة جزئيةَ يُعرّفُ الديناميكا لكُلّ خلية عصبية، حتى أن معمارية الشبكة العصبية بأكملها أيضا تتضمن تشبيكات محددة عبر العصبونات إضافة إلى تحديد مدخلات للشبكة والمتغيرات المناسبة التي تم اختيارها لمهام مختلفة من خلال استخدام النموذج المحدد. إضافة لذلك، الشبكات العصبية الاصطناعية - كما تَعمَلُ العديد مِنْ النماذجِ الحيويةِ- تتضمن تعلم، ويَتطلّبُ مرحلةَ تدريب إضافيةِ في المعماريةِ النموذجيةِ.

لتوليد معمارية للشبكة العصبية، فإن مطور الشبكة يتطلب لغة نمذجة تكون معبرة بصورة كافية لدعم تمثيله. من جهة أخرى، اللغة يَجِبُ أن تكون مرنة بما فيه الكفاية للتكامل مع أنظمةِ البرامجِ الأخرى، مثل عملية الحصول على البيانات وإرسالها. بشكل عام، نمذجة الشبكات

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

العصبية أَو بيئةِ تطويرهاِ يَجِبُ أَنْ يَدْعم مجموعة أساسية من الهيكليات والوظائف التي تنظم وتشتغل لتبسيط مهمةِ نماذجِ بنائية جديدةِ بالإضافة إلى التَفَاعُل مَعهم(Arbib & Others, 2002).

في هذا الفصل سوف يتم تناول خاصية التعميم، سواء كانت هذه الخاصية في علم النفس، أو في الشبكات العصبية الاصطناعية، وهي محور حديثنا خلال هذا المبحث. وسوف يتم تقديم ذلك بالفصول اللاحقة، كما سيتم تناول جوانب مهمة فيما يتعلق بنظريات التعلم، على اعتبار أن التعميم هو من أهم النظريات الإشراطية (الإرتباطية) في علم النفس، كما سيتم تناول جوانب قابلية التطور الذهني لدى الإنسان كما تناولها جان بياجيه(عويضة، ١٩٩٦)، كما سنتحدث عن تعريف التعميم في كلا الجانبين، علم النفس، والشبكات العصبية، كما سيكون لنا حديث عن التعليم والتدريب بين النظريات السلوكية والخوارزميات، ونتناول أيضا أنواع الشبكات العصبية، وتمثيل الطبيعة السلوكية للإنسان، والحديث عن ترجمة السلوكية، وأخيرا سوف نتناول موضوع الذاكرة الترابطية(Associative Memory)، وذاكرة الترابط ذات الاتجاهين (Bidirectional Associative Memory).

(٢-٢) تعريف التعميم

أهم ما تميزت به الشبكات العصبية بان لها القدرة على التعميم، وهو كما أشرنا إليه سابقا محور بحثنا، والذي سنتناوله خلال الفقرات والفصول اللاحقة، وماذا نعني به في كلا من علم النفس والشبكات كما يلي:-

(٢-٢-١)تعريف التعميم في علم النفس

كما سبق خلال التقديم، بأن التعميم هو من أهم القوانين التي أفرزتها النظرية الإشراطية، ويعرف التعميم بأنه :-" استجابة واحدة لمجموعة مثيرات متشابهة ولكن غير متطابقة أو متماثلة" (الزغول، ٢٠٠٢). هذا يعني أن الاستجابة الشرطية التي تم تعلمها لمثير شرطي ما، قد يتم تعميمها للمثيرات الشرطية الأخرى المتشابهة له، وأمثلة ذلك كثيرة في ميادين علم النفس، نذكر منها على سبيل المثال، تجربة العالم الروسي بافلوف(Pavlov)،(ناصف، ١٩٩٠) مع الكلب، من خلال تقديم مثير شرطي له، وهو تقديم صوت جرس قبل تقديم الطعام له، ومن ثم تقديم الطعام، وملاحظة إفراز اللعاب، وقياس كميته، حتى أصبح بعد ذلك، وبالتكرار، كان فقط يتم إسماع الكلب صوت الجرس، دون تقديم الطعام له. وتجربة الطفل ألبرت الذي كان يظهر الخوف كاستجابة من جميع الحيوانات الأخرى المشابهة للأرنب(ناصف، ١٩٩٠).

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

وفي تعريف آخر للتعميم على أنه :- " عملية عقلية معروفة غالبا، يتم بها استخلاص الخاصية العامة أو المثير العام للشيء أو الظاهرة، وتطبقه على حالات أخرى تشترك في الخاصية العامة أو المبدأ"(ابوجادو، ٢٠٠٠). هذا يعني أن التعميم استجابة شرطية متعلمة، على اعتبار أن أي مثير مشابه للمثير الشرطي تصبح له القدرة نفسها على استدعاء الاستجابة الشرطية المتعلمة.

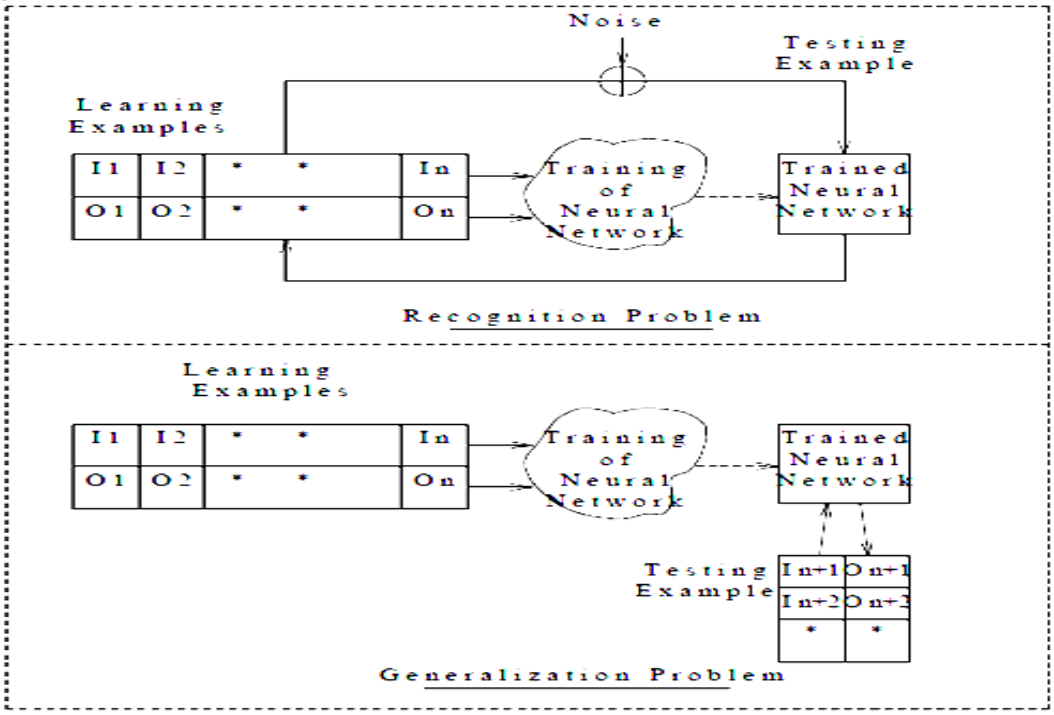
نلاحظ مما تقدم، ومن خلال نصوص الدراسات المختلفة في علم النفس فيما يتعلق بمفهوم التعميم موضوع البحث، لا بد أن نقف على صيغة واضحة لوصف التعميم والتي يمكن أن نصفها بأنها :-"عملية ذهنية متنامية من خلال عملية التعلم وليست ناتج عرضي للارتباط". بمعنى أنه عندما نواجه موقفا جديدا لم يسبق أن مر بنا فإن العقل لا يستجيب مباشرة للتأثير، وكأن الأمر يبدو أن الاستجابة مخزنة مسبقا، وإنما يقوم بمحاولة استدراك تتضح من خلال الصمت لفترة وجيزة، يلي ذلك إجراء عملية داخل الدماغ تقوم بمقارنة هذا التأثير بتأثير سابق مشابه له، ومن ثم استخلاص أوجه الشبه بين الحالات والحالات السابقة التي تم التدريب عليها، ويكون في النهاية الاستجابة كرد فعل نهائي.

(٢-٢-٢) تعريف التعميم في الشبكات العصبية

مجالات تطبيق الشبكات العصبية يمكن أن يصنف إلى تصنيفين واسعين هما التمييز والتعميم. لكل من هذان التصنيفان، في البداية يتم تدريب الشبكة على مجموعة مدخلات ومخرجات $(i_1o_1), (i_2o_2), (i_3o_3)$ ..... (i_n,o_n).

في تطبيقات التمييز، الشبكة المدربة تم فحصها على بيانات سبق رؤيتها i_j $(1\leq j\leq n)$ تتضمن شيء من التشويش كما هو مبين في الشكل رقم(١). الشبكة المدربة متوقع منها لإنتاج مخرجات (o_j) تتوافق مع (i_j)، على الرغم من التشويش، ومن أمثلة هذه التطبيقات، تمييز الأشكال، وتمييز خط اليد. من جهة أخرى، في تطبيقات التعميم، يتم فحص الشبكة المدربة على بيانات i_{n+1} ، والتي تختلف عن المدخلات $i_1,i_2,i_3,\ldots,i_n$ والتي سبق استخدامها في تدريب الشبكة، كما هو في الشكل رقم(١). الشبكة متوقع لها مخرجات o_{n+1} للمدخل i_{n+1} للنموذج الذي تعلم خلال التدريب(Shekhar&Amin, 1992).

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com



شكل رقم(١) تصنيفات التطبيقات

(Shekhar&Amin, 1992)

من تعريفات التعميم في هذا المجال- الشبكات العصبية- أنه:- " قدرة الشبكة العصبية على تَقديم توقّعاتِ دقيقةِ عندما تواجه بياناتِ غير متواجدة فيْ مجموعةِ التدريب الأصليةِ (Calabretta, 2004).

كما يمكن تعريفه على أنه: - " الشبكة العصبية قادرة على التَعميم؛ بمعنى أنها يُمْكِنُ أَنْ تَتعلّمَ خصائصَ صنف عامّ من المواضيع استنادا إلى سلسلة الأمثلةِ المعيّنةِ مِنْ ذلك الصنفِ"(Maureen& Charles, 1992).

يعرف أيضا :- " ا لهدف من تدريب الشبكةِ لَيسَ لتَعَلّم تمثيلَ مضبوطَ مِنْ بياناتِ تدريب نفسه، لكن بالأحرى لبِناء نموذج إحصائي مِنْ المعالجة الذي يُولّدُ البياناتَ. هذه مهمةُ إذا كانت الشبكةِ قادرة أَنْ تَعْرضَ تعميمَ جيدَ، ذلك، لعَمَل تنبؤات جيدة لمدخلات جديدة"(Bishop, 1995).

نلاحظ أنه من خلال التعريفات السابقة لمعنى التعميم في الشبكات العصبية الاصطناعية، أن هذه التعريفات تركز على عملية فحص لبيانات غير البيانات التي تدربت عليها الشبكة، بمعنى أن الشبكة تم تدريبها على مجموعة بيانات، وبعد أن أصبحت هذه الشبكة مدربة، تم تزويدها ببيانات أخرى ولكن ضمن الأمثلة التي سبق تقسيمها لبيانات تدريبية وأخرى بيانات لفحص الشبكة لبيان قدرتها على التعميم.

www.manaraa.com

(٢-٢-٣) دوافع الاهتمام بالتعميم

قد يدور بذهننا لماذا كل هذا الاهتمام بالتعميم، وما هي الفائدة التي نجنيها من تطوير هذه الميزة؟ للإجابة على هذا السؤال، ما سيتم عرضه خلال التالي:-

- أحيانا عندما تتوفر معلومات والتي تشكل معرفة خاصة بمشكلة ما، ونعجز عن التعبير عن علاقة المدخلات بالمخرجات المتضمنة في هذه المعرفة، فإنه عندئذ نلجأ إلى مبدأ تعلم الآلة (Machine Learning) للتعبير عن ذلك. وما الشبكات العصبية إلا أداة من أدوات تجسيد أنظمة تعلم الآلة، ومن المعروف أن الشبكات العصبية تعتمد بتعلمها على الأمثلة، أي من خلال تدريب الشبكة على مجموعة التدريب، وبما أن مجموعة التدريب لا تحصر جميع حالات حل المشكلة، وخاصة الحالات التي لم تتعرض للتدريب، فإن ذلك لا يتأتى إلا من خلال خاصية التعميم.
- أحيانا مصممي الشبكات يدركوا بأن هناك علاقة تربط بين المدحلات بالمخرجات، إلا أنهم عاجزين عن التعبير عن هذه العلاقة، ومثال ذلك مشكلة الدالة (XOR). فهم على دراية تامة بالعلاقة التي تربط المدخلات بالمخرجات لهذه المشكلة، لكن هدفهم هو أن يكتشفوا فيما إذا كانت الشبكة قادرة على اكتشاف هذه العلاقة أم لا، وفي حالات لمشاكل أخرى، يقرون العلماء والباحثين بأن هناك علاقة تربط بين المدخلات والمخرجات للمشكلة، ولكنهم لا يستطيعوا أن يعبروا عن طبيعة هذه العلاقة، لذلك فإنه يتم اللجوء إلى استخدام الشبكات العصبية لتجسيد هذه العلاقة المخفية بين المدخلات والمخرجات للتعبير عنها بشكل صريح. وبالتالي، إن استطاعت الشبكة استخلاص العلاقة التي تربط المدخلات بالمخرجات فإن ذلك ينم على قدرتها على إجراء تعميم للنتائج التي توصلت إليها من خلال التدريب(Martinez, 1993).
- برزت أهمية التعميم أيضا، للتمييز بين مفهومي التذكر(Memorize)، والتعميم(Generalize). فالتذكر يقوم على إعطاء الحقائق والنتائج بناء على تخزين مجموعة الأمثلة بشكل صريح أو عن طريق تعريف المفهوم الذي يربط مدخلات المشكلة بمخرجاتها وتذكر قواعدها العامة. بينما عملية التعميم تقوم على تعريف القواعد التي تربط المدخلات بالمخرجات، مما يجعل النظام بالقيام بإطلاق الأحكام لحالات لم يصادفها مسبقا. هذا واضح في الإنسان الذي لا يستطيع أن يحصر كل الحالات أو المواقف التي يمكن أن يصادفها في حياته ويخزنها في ذاكرته، وإنما يقوم عند مصادفته لموقف جديد لم يمر عليه مسبقا بمحاولة إطلاق الأحكام التي سيطلقها

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

على المواقف الجديدة بناءا على المواقف الجديدة من خلال قياسها على المواقف المشابهة لها، والتي مرت عليه مسبقا. لذلك نرى أن التعميم في هذا المجال يزيل الحاجة إلى خزن كميات هائلة من مجموعة التعليم وتذكرها عند الحاجة إليها، وإنما يكتفي بتذكر المزايا العامة المشتركة بينها والتي يتم التعرف عليها من خلال مرحلة التعلم. وبالتالي يقلل من مساحة التخزين لجميع حالات المشكلة(Schmidt, 1996).

(٢-٣) التعلم والتدريب بين النظريات السلوكية والخوارزميات

(٢-٣-١) نظريات التعلم

التعلم مفهوم رئيسي من مفاهيم علم النفس ظل يحظى باهتمام العلماء والمفكرين ورجال التربية في كل زمان ومكان. اختلف علماء النفس في وضع تعريف محدد للتعلم، وذلك بسبب أن التعلم لا يمكن ملاحظته مباشرة، كما يرجع أيضا إلى اختلاف اهتمامات علماء النفس بمجالات التعلم. قبل أن نتطرق لنظريات التعلم، ماذا نقصد بالتعلم ؟ فقد عرف آرثر جيتس وآخرون التعلم بأنه :-" تعديل السلوك عن طريق الخبرة والمران"(حافظ وآخرون، ١٩٥٨). كما عرفه جيتس في موضع آخر بأنه:-" تغير في السلوك له صفة الاستمرار وصفة بذل الجهد المتكرر حتى يصل الفرد إلى استجابة ترضى دوافعه وتحقق غاياته". أما الدكتور(ابوجادو، ٢٠٠٦) فقد عرفه على أنه :-" التعلم عملية تغير شبه دائم في سلوك الفرد، لا يمكن ملاحظته مباشرة، ولكن يستدل عليه من الأداء أو السلوك الذي يصدر من الفرد وينشأ نتيجة الممارسة، كما يظهر في تغير أداء الفرد. كما يعرف التعلم أيضا على انه :- " عملية مكتسبة تشتمل على تغير في الأداء أو السلوك أو الاستجابات، يحدث نتيجة النشاط الذي يمارسه المتعلم والتدريب الذي يقوم به والمثيرات التي يتعرض لها، والدوافع التي تسهم في دفعه بهدف تحقيق النضج(جودت عبد الهادي، ٢٠٠٧).

نلاحظ مما سبق ومن تعريفات مختلفة للتعلم أنه يمكن أن نقول بأن التعلم هو " إحداث تغيير في سلوك المتعلم من خلال مروره بخبرة تدريبية، بمعنى أن التعلم يستدل على المتعلم من خلال سلوكه، وكأنه صندوق مقفل لا نعرف ما بداخله وإنما ما يخرج منه فقط.

قام العديد من علماء النفس بمحاولات جادة لتفسير سيكولوجية التعلم (Psychology of Learning) استنادا إلى البيانات والنتائج التي أسفرت عنها البحوث التجريبية وغير التجريبية وتمخضت هذه المحاولات عن عدد من النظريات المتنوعة وتعتبر هذه النظريات محاولات منهجية منظمة تهدف إلى تركيب النتائج التجريبية التي تناولت ظواهر التعلم في إطار نظري ذي معنى يفسر أو يسهل تفسير الجوانب المتنوعة للسلوك. وعلى الرغم من تنوع النظريات التي حاولت تفسير طبيعة التعلم وتعددها، إلا أن أيا منها لا يمكن قبوله على نحو مطلق أو نهائي لأن هذه النظريات ما زالت قاصرة عن تقديم إطار نظري شامل ومقنع تتوافر فيه إمكانية تفسير

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

جوانب السلوك كافه، فنظريات التعلم ليست إلا مجموعة من الأفكار أو الآراء المتسقة بشكل معقول والموحية بمنظور سيكولوجي نظري يمكن استخدامه على نحو معتبر في لدن بحث المشكلات التربوية (نشواتي، ١٩٩٠).

ويمكن تقسيم نظريات التعلم إلى قسمين :-

أولا :- النظريات الارتباطية : والتي تضم كلا من النظريات التالية :- النظرية الاشراطية، كنظرية بافلوف، وواطسون، وثورا نديك، وسكنر، وجاثري.

ثانيا :- النظريات المعرفية :- كنظرية تولمان، و ليفين، والجشتالت.

نظرية الاشراط الكلاسيكي

تعتبر نظرية الاشراط البسيط Classical Conditioning من أساليب التعلم الرئيسية كما أنها تعتبر طريقة هامة للتدريب على تعلم الاستجابات، وقد تمت دراسات وتجارب عديدة على الاشراط البسيط على عدد كبير من الكائنات الحية من مستوى الإنسان إلى مستوى الحشرات وذلك للتعرف على الإجراءات والمبادئ التي يمكن أن تمثل عملية التعلم الأساسية لدى الكائنات الحية (الشرقاوي، ١٩٩٨).

عندما نتحدث عن الاشراط البسيط (الكلاسيكي) لا بد أن نشير إلى العالم الروسي ايفان بافلوف (Ivan Pavlov) صاحب الفضل في الكشف عن الفعل المنعكس الشرطي، وهو أول عالم درس التعلم في ظروف تجريبية حسن ضبطها من خلال تجربته الشهيرة على الكلب. و نظرية بافلوف تقوم أساسا على عملية الارتباط الشرطي التي مؤداها أنه " يمكن لأي مثير بيئي محايد أن يكتسب القدرة على التأثير في وظائف الجسم الطبيعية والنفسية إذا ما صوحب بمثير آخر من شأنه أن يثير فعلا استجابة منعكسة طبيعية أو اشتراطيه أخرى، وقد تكون هذه المصاحبة عن عمد أو قد تقع من قبيل المصادفة (قطامي، ١٩٩٨).

أي بمعنى آخر تتضمن فرضية الإشراط " أن أي مثير محايد تصبح له القدرة على أن يستدعي نفس الاستجابة التي يستدعيها المثير الطبيعي إذا ما اقترن بالمثير الطبيعي لعدد كبير من المثيرات وهذا المثير يسمى بالمثير الشرطي وتسمى الاستجابة لهذا المثير الشرطي بالاستجابة الشرطية

ومضمون التعلم الشرطي هو : تعلم استجابات شرطية مشروطة بمثير محدد ويقاس التعلم الشرطي بالأداءات التي تصدرها العضوية أو المتعلم والأداءات هي الاستجابات الاشراطية (قطامي، ١٩٩٨).

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

وهناك قوانين متعددة من قوانين النظرية الإشراطية والتي تفسر العلاقة بين المثيرات الشرطية وغير الشرطية نوردها على النحو التالي:- قانون الاقتران الزمني التدعيم (Law of Reinforcement)، وقانون الانطفاء(Law of Extinction)أو الكف الداخلي، وقانون الاسترجاع التلقائي(Law of Spontaneous Recovery)، وقانون التعزيز(Law of Reward)، وقانون التعميم Law of Generalization ويعني هذا القانون أنه حينما يتم اشراط الاستجابة لمثير معين فان المثيرات الأخرى المشابهة للمثير الأصلي تصبح قادرة على استدعاء نفس الاستجابة، أي أن التعميم هو استجابة شرطية متعلمة تتضمن أن أي مثير مشابه للمثير الشرطي تصبح له نفس القدرة على استدعاء الاستجابة الشرطية المتعلمة (مثال) (الطفل الذي يخاف نوعا من الحيوانات يستجيب بالخوف للحيوانات المشابهة لهذا النوع) (قطامي، ١٩٩٨) .

ونظريات عديدة في تفسيرها للتعلم، كتفسير واطسون للتعلم، ونظرية ثورانديك في نظريته (المحاولة والخطأ)، وغيرها من نظريات الارتباط.

النظريات المعرفية

النظريات المعرفية (المجالية)ظهرت كرد فعل للنظريات الارتباطية للتعلم حيث تنادي بأهمية الإدراك في عملية التعلم، فيرى أنصارها أن التعلم يحدث كنتيجة لإدراك الكائن الحي للعلاقات المتعددة الموجودة بين مكونات الموقف التعليمي وهم بهذا لا يؤكدون ارتباطات المثير بالاستجابة بل يؤكدون أهمية الموقف الكلي أو المجال وأهمية الدور الذي تقوم به عملية الإدراك وعملية التفكير العقلية العليا في عملية التعلم. ومن أبرز القوانين أو النظريات نذكر منها:- نظريات التعلم بالعلامات الوظيفية لتولمان، و نظرية التعلم بالاستبصار (الجشتالت)، ونظرية ليفين(نظرية المجال)(ناصف، ١٩٩٠).

من الملاحظ من النظريات السابقة بأن عملية التعلم لا تتأتى بطريقة عشوائية، وإنما تحتاج إلى عملية فيها ربط أو علاقة بين مدخلات ومخرجات أو ربط بين مثير واستجابة، وتتحد وظيفة المتعلم في التعلم المعرفي دائما بتوليد صورة جديدة من الخبرة وتنظيمها وصياغتها بصورة ذاتية تعكس قدراته العقلية، وتعكس استراتيجياته المعرفية في معالجته للقضايا والمواقف والمشكلات التي يواجهها.

(٢-٣-٢) التعلم في الشبكات العصبية

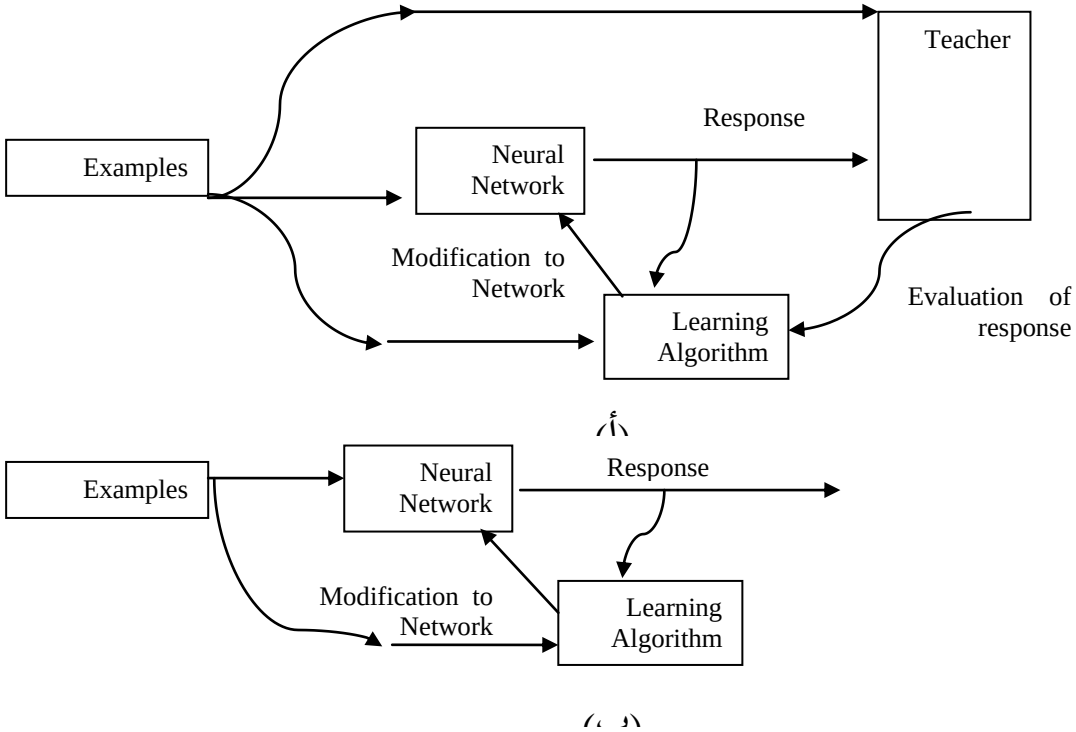
تناولنا فيما سبق ما يتعلق بالتعلم والتدريب ونظريات التعلم في علم النفس، أما فيما يتعلق بتعلم الشبكات العصبية، يمكن أن نصنف الشبكات العصبية حسب طرق التعلم إلى طريقتان هما:-

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

التعلم المشرف عليه

أحيانا يطلق عليه التعلم من خلال معلم، وفي هذا النوع من التعلم، يتم تزويد الشبكات العصبية بمجموعة التدريب بحيث تتكون من زوجين، المدخلات ولتكن x والمخرجات المطلوب الوصول إليها، أو الهدف المراد الوصول إليه t، الهدف هو إيجاد دالة y(x)، والتي تطابق استجابة أو مخرج الشبكة الحقيقي لكل مدخل من مدخلات التدريب. العلاقة الوظيفية التي تربط أنماط الإدخال بالمخرجات الهدف تكون في الغالب غير معروفة. عملية التدريب تشير إلى عمليةِ التكيّفَ التي فيها "يَتعلّمُ" النظامَ العلاقةَ بين المدخلات والأهدافِ، هذا في أغلب الأحيان يشير إلى عملية تزايدية تكرارية وجّهتْ بخوارزميةِ تحقيقِ أمثلية. أما عملية الإشراف(Supervised) تعني، إنّ العمليةَ "مُشرَف عليهاُ" بمعنى أن "معلّم" خارجي يَجِبُ أَنْ يُحدّدَ الناتجَ الصحيحَ لكُلّ نمط إدخال (Russell&Robert, 1999)

والشكل رقم (٢) يمثل نوعا التعليم المستخدمان في الشبكات العصبية، حيث يمثل الشكل (أ)



شكل رقم(٢) أنواع التعليم بالشبكات العصبية
(Stephen, 1993)

مخطط لأسلوب التعلم المشرف عليه والشكل (ب) يمثل أسلوب التعلم بدون إشراف(Stephen, 1993).

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

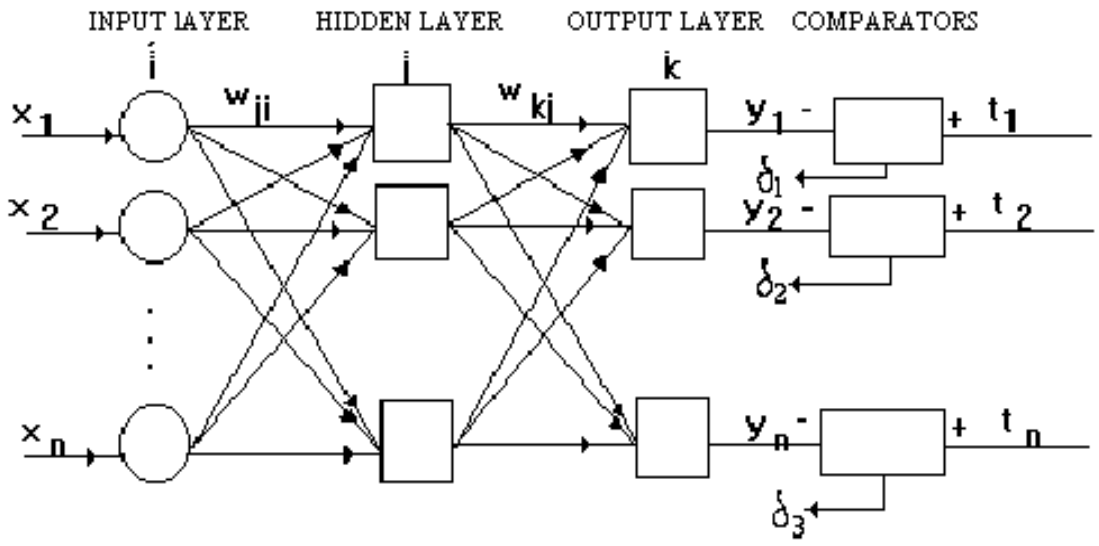
التعلم غير المشرف عليه

في هذا النوع من التعلم، غير المُشرَف عليهِ، ليس هناك تقييم أداءِ متوفر، بمعنى، أنه لا يوجد معلم، ومجموعة التدرِيب التي تزود بها الشبكة، لا تشتمل على المخرجات المرغوب الوصول إليها، أو الهدف كما هو في التعليم المشرف عليه، بدلاً مِن ذلك، يَتكيّفُ النظامُ للانتظام في البياناتِ طبقاً لقواعدِ ضمنيةٍ في تصميمِه، إنّ طبيعةَ الانتظام وَجدتْ بالنظامِ تَعتمدُ على تفاصيلِ تصميمِها كما هو المعلّمِ، في غير مُشرَف عليهِ ليس هناكّ هدفِ الذي يتم به مُقَارَنَة الناتجِ، يتم تنظيم الشبكة ذاتيا(شبكة تنظيم ذاتي)، وتتعلم لتمييز الأنماط ضمن البيانات، وتم تنفيذ هذه الخوارزمية من قبل خوارزمية تعليم كوهينن(Kohonen's learning algorithm)، والتي استخدمت في تمييز الأنماط، والتصنيف.

بعد أن تناولنا أساليب التعلم بالشبكات العصبية، سوف يتم تناول خوارزميات التدريب أو التعليم للشبكات العصبية، وسوف يقتصر حديثنا في هذا المقام على خوارزميتي التوالد العكسي (Back Propagation Algorithm)، والخوارزمية الجينية(Genetic Algorithm)، وسوف نتناول كلا من هذه الخوارزميات بالتفصيل لنلقي نظرة على آلية عمل كلا منهما، مع الإشارة إلى عيوب خوارزمية التوالد العكسي.

(٢-٣-٣) خوارزمية التوالد العكسي للأخطاء (Back-Propagation Algorithm)

كي نوضح آلية عمل خوارزمية التوالد العكسي، سوف نستخدم ثلاث طبقات، طبقة إدخال(Input Layer)، وطبقة مخفية(Hidden Layer)، وطبقة إخراج(Output Layer)، كما في الشكل رقم(٣)، (konar, 1993).



شكل رقم (٣) خوارزمية التوالد العكسي
(konar, 1993)

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

تستقبل الطبقة المخفية مدخلاتها من طبقة الإدخال، وتعطي مدخلات لطبقة الإخراج، والاتصالات بين عصبونات الطبقة الواحدة لا يؤخذ بعين الاعتبار.

تمر هذه الخوارزمية بمرحلتين:- المرحلة الأمامية(Feed Forward)، والمرحلة الخلفية(Backward).

في المرحلة الأمامية تستقبل عصبونات طبقة الإدخال إشارات الإدخال من متجه الإدخال، وترسل هذه الإشارات لكل عصبون في الطبقة المخفية j ، وتعمل على حساب الأوزان المجموعة لمدخلاتها، وتعطي مخرجات استنادا إلى دالة التحفيز f(s). هذه المخرجات ترسل إلى كل عصبون من عصبونات طبقة الإخراج k ، كل عصبون في طبقة الإخراج في هذه الحالة يقوم بعملية حساب الأوزان المجموعة لمدخلاتها، ويعطي مخرجات استنادا لدالة التحفيز لها، عند ذلك تنتهي المرحلة الأمامية.

في المرحلة الخلفية، تتم مقارنة مخرجات الشبكة الفعلية مع مخرجات الشبكة المرغوب الوصل إليها، ويتم احتساب الخطأ (δj) من المعادلة التالية:-

$$\delta_j = (t_j - y_j)\, f'(S_j) \quad \ldots\ldots(2)$$

وتمثل كلا من (t_j) قيمة المخرج المرغوب به، (y_j)المخرج الحقيقي للعصبون j بالترتيب، **f'(x)** مشتقة دالة التحفيز **f(s)** في النقطة x، Sj الأوزان المجموعة للعصبون j .

وقيمة الخطأ δj لكل عصبون (j) في الطبقة المخفية في المعادلة التالية :-

$$\delta_{hj} = [\Sigma d_k w_{kj}]\, f'(s_j) \text{ for all } k \text{ Values} \quad \ldots\ldots(3)$$

حيث أن : d_k خطأ المخرج للعصبون k.

w_{kj} الوزن بين العصبون المخفي j والعصبون المخرج k

$f'(s_j)$ مشتقة دالة التحفيز المقدرة في النقطة التي تتساوى بها مع الأوزان المجموعة لمدخلات العصبون j. هذا المعامل له هدف، يعمل على قياس مساهمة الخطأ ويواجه أكبر تصحيح عندما تقترب الأوزان المجموعة من أعلى ميل لدالة التحفيز.

لذا الزيادة Δw_{ji} يتم احتسابها تبعا للمعادلة التالية :-

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

$$\Delta w_{ji}=\eta\delta_j a_i \quad \text{.....(4)}$$

حيث أن :- δ_j قيمة الخطأ للعصبون الجزئي.

a_i قيمة المخرج الحقيقي للعصبون السابق.

η معدل التعلم.

ويطلق على هذا القانون قانون التعميم .

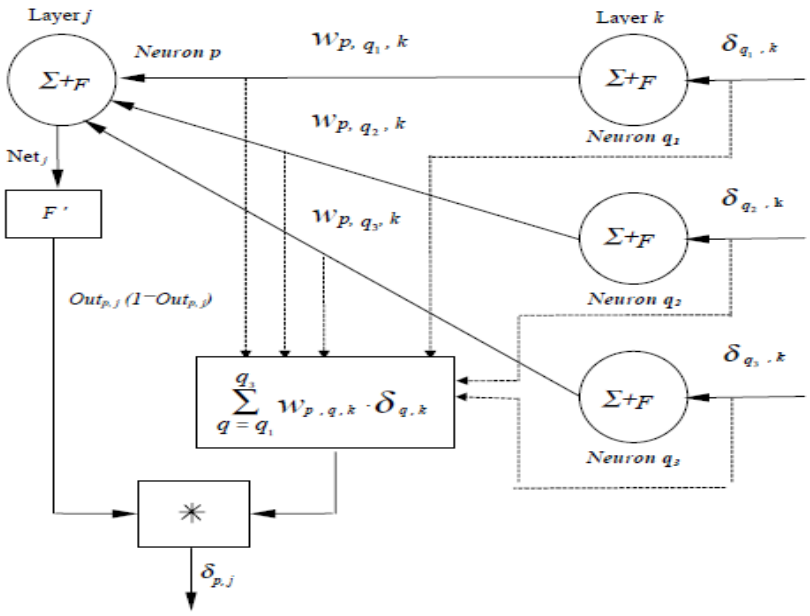
أحيانا التقارب في الخوارزمية يتزايد من خلال تقديم ما يسمى بقانون العزم، وهذا مقترح لتعديل الأوزان في المعادلة السابقة على النحو التالي:-

$$\Delta w_{ji}(n) =\eta\delta_j a_i +\alpha\Delta w_{ji}(n-1) \quad \text{..... (5)}$$

α تتغير بين (٠ -١) ولكن عادة ما تكو ن حول 0.9 .

تَعاني خوارزميةُ التوليدِ الخلفيةِ(العكسية) مِنْ عائقين رئيسيينِ، يطلق عليهما، شلل شبكةِ والوقوع في الحدود الدنيا المحليّةِ. هذه القضايا سيتم تلخيصها أدناه.

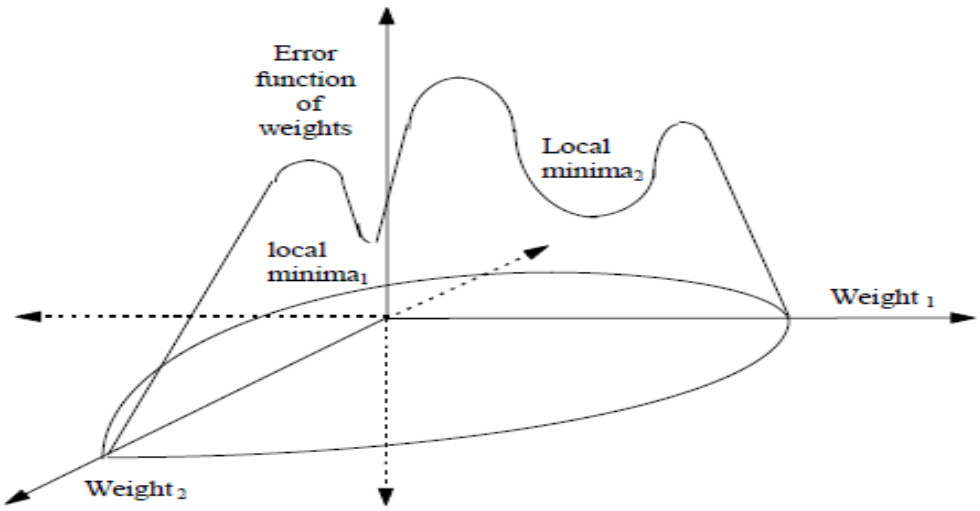
- شلل الشبكة(**Network paralysis**):- بينما تَستقبل الشبكةَ تدريب، فالأوزان تُعدّلُ إلى القِيَمِ الكبيرةِ. هذا يُمْكِنُ أَنْ تُجبرَ كُلّ أَو أغلب الخلايا العصبيةِ لتعمل على مخرجات كبيرة. على سبيل المثال، في منطقة حيث أن : $F'(Net) \approx 0$، بعذلك، فإنه يعاد الخطأ ليتم التدريب منسوبا إلى $F'(Net)$، الطريقة الوحيدة للحل، هو تخفيض معدل التعلم η والذي يؤدي في الحال إلى زيادة وقت التدريب، كما في الشكل رقم(٤)، (konar, 1993).



المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

شكل رقم (٤) قيمة الخطأ في الطبقة J ،(konar, 1993)

- الوقوع في الحدود الدنيا المحلية (**Trapping at local minima**):- تقوم الخوارزمية بتوزيع الأوزان بهدف الوصول للحدود الدنيا لدالة الخطأ(الأوزان)، ومع ذلك، تقع الشبكة بالحدود الدنيا المحلية. هذه المشكلةِ، على أية حال، يُمْكِنُ حلها بإضافة الزخم (momentum) إلى قاعدةِ التدريب أَو بطرقِ التدريب الإحصائيةِ لتطبيقها على خوارزميةِ التوليدِ العكسي. كما هو موضح في الشكل رقم (٥)، (konar, 1993).



شكل رقم (٥) وديان في دالة الخطأ تسببت بوقوع الخوارزمية في حصر الحدود الدنيا المحلية(konar, 1993)

(٢-٣-٤) الخوارزمية الجينية (Genetic Algorithm)

خوارزميات التطور (Evolution Algorithms) خوارزميات ذات تكرار وعشوائية وتعمل على مجموعة من الأفراد(السكان)ّ. كل فرد يُمثّلُ حَلّ محتمل إلى المشكلة المطلوب إيجاد حل لها. هذا الحَلِّ مكتسبا بواسطة تَشْفير / يُترجمُ آلياً. أولياً، السكان يتم توليدهمُ بشكل عشوائي. كل فرد من الأفراد يكون له تقييم بناء على دالة الموائمة(Fitness Function)، على اعتبار أنها مقياس للفرد فيما يتعلق بالمشكلة قيد الدراسة. هذه القيمةِ تمثل معلوماتُ كمّيةُ والتي تساعد الخوارزميةَ لتَوجيه البحثِ. بين التقنيات، الخوارزميات الوراثية (GAs) من أكثر المجموعات انتشارا و

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

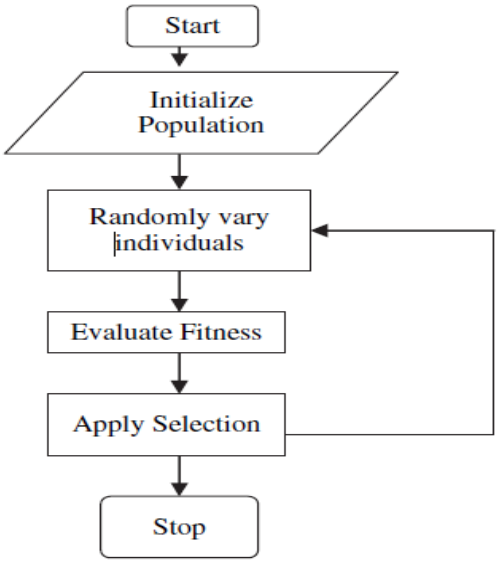
الممتدةِ كأداة من الأدواتِ التطوّريةِ. تعتمد هذه الخوارزمية على عمليات الاختيار، والتحول، والطفرة. البديل عادة بأجيالِ الأفرادِ الجدّدِ(Sivanandam, 200).

بشكل حدسي تمضي هذه الخوارزمية بخَلْق الأجيالِ المتعاقبةِ الأفضل فالأفضل من الأفراد من خلال تطبيق عمليات بسيطة جدا. يوجه البحث اعتمادا على قيمة الموائمة لكل فرد من أفراد المجتمع، هذه القيمةِ تُستَعملُ لتَصنيف الأفرادِ بالاعتماد على ملائمتِهم النسبيةِ للمشكلةِ المطلوب حلها. تمثل المشكلة دالة الملائمة، بينما لكل فرد من الأفراد قيمة ملائمة.

مميزات الخوارزميات الجينية (Advantages of Genetic Algorithms)

(١)- البساطة في المفهوم (Conceptual Simplicity)

مفتاح الحسنات لخوارزميات التطور ، والجينية أحدها، أنها تمتاز بالبساطة من حيث المفهوم أو الفكرة،كما يشير الشكل رقم (٦) ، (Sivanandam, 2008)



شكل رقم (٦) مخطط عمل الخوارزميات الجينية، (Sivanandam, 2008)

(٢) التطبيق الواسع (Broad Applicability)

بمعنى أنه يمكن تطبيق هذه الخوارزميات على المشاكل والتي يمكن صياغتها بصورة دوال تحقيق أمثلية.

(٣) التهجين مع أساليب أخرى (Hybridization with Other Methods)

أن هذه الخوارزميات تمتاز بأنه يمكن أن تتحد مع العديد من الأساليب التقليدية الأخرى.

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

(٤) التوازي (Parallelism)

الخوارزميات التطورية ذات عمليات متوازية بصورة عالية. عندما تُصبحُ حاسباتَ معالجة المُوَزَّعةِ أكثرِ شعبية متوفرة بسهولة، سيكون هناك إمكانية متزايدة لتَطبيق الخوارزميات التطورية إلى المشاكلِ الأكثر تعقيداً.

(٥) المتانة للتغيرات الديناميكية (Robust to Dynamic Changes)

ا لطرق التقليدية لتحقيقِ الأمثلية لَيستْ متينةَ إلى التغييراتِ الديناميكية في البيئةِ مما يتطلب إعادة الحل كاملا، على العكس من العمليات التطورية تستعمل لتَكيّف الحلولِ إلى الظروفِ المتغيرةِ.

(٦) إيجاد حل للمشاكلُ التي لَيْسَ لَها حلولُ (Solves Problems that have no Solutions) (Sivanandam, 2008).

َتتضمّنُ فائدةُ الخوارزمياتِ التطوّريةِ قدرتِها لمُعَالَجَة المشاكلِ دون الحاجة لخبرة إنسانية.

<u>عمليات الخوارزميات الجينية (Genetic Algorithms Operations)</u>

تتضمن الخوارزميات الجينية ثلاث عمليات رئيسة هي :-

(أ)- عملية التحول (Crossover)

تشبه هذه العملية عملية التزاوج التي تتم بالكائنات الحية. يتم توليد ذرية- أطفال - (Offspring) من خلال تزاوج والدين. بحيث يحمل الطفل الناتج صفات من كلا الوالدين. في الخوارزميات الجينية، عملية التحول (التزاوج) بين مقترحي حل من مجموعة حلول المشكلة لتنتج مقترحا لحل ثالث تتكون أجزائه من كلا المقترحين. يوجد هناك ثلاثة أنواع من عمليات التحول وهي:- التحول ذات النقطة الواحدة(One Point) والتحول ذات النقطتين (Two Points) والتحول المنتظم (Uniform) (Gronoos, 1998).

- عملية التحول ذات النقطة الواحدة كما هو موضح أدناه، (Chen, 2006)

A1 =1111|11

A2 =0000|00

A1'=111100

A2'=000011

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

حيث يمثل كلا من A2،A1 الأب الأول، والأب الثاني بالترتيب، يتم اختيار نقطة ما في بنية كلا من الوالدين بصورة عشوائية، فيكون الحل الذي يمثل الابن من اختيار جزء من الحل الأول وأخذ الجزء الثاني من الحل الثاني من الجزء المعاكس. يمثل كلا من 'A1، 'A2 الأبناء.

- عملية التحول ذات نقطتين كما هو موضح أدناه، (Chen, 2006)

A1=11|111|11

A2=00|000|00

A1'=1100011

A2'=0011100

حيث يتم في هذه العملية اختيار نقطتي تحول، مع الإشارة إلى أن A1،A2،'A1،'A2 تمثل الآباء والأبناء بالترتيب.

أما عملية التحول المنتظمة، يتم بها اختيار أكثر من نقطتين ليتم بها اختيار الأبناء من خلال التحولات المنتظمة من قبل الآباء.

عملية الطفرة، تتم في هذه العملية اختيار أحد أجزاء من بنية الحل وتغير قيمتها، أي أن هذا الجزء لن يكون أحد أجزاء الأبوين الأصلي. كأن يكون قيمة الجزء (0) ويتم تغييرها إلى (1). عادة ما تكون نسبة إجراء عملية الطفرة بنسبة قليلة من مجموع إجراءات عملية التحول .

(ب)- عملية الاختيار (Selection)

يوجد هناك العديد من طرق الاختيار للحلول التي تتم عليها عمليات التحول، والطفرة كحلول أنسب اعتمادا على قيمة الملائمة لها، وهذه الطرق هي :-

١- عملية اختيار الفرد الملائم القائمة على استخدام عجلة الروليت (Fitness-Base Roulette Wheel):- فرصة اختيار أحد أفراد مجموعة الحلول قائمة على ملائمته النسبية في مجموعة الحلول، ويوضح الشكل رقم (٧ أ) ذلك (Koehn, 1994). تعمل هذه الطريقة بصورة جيدة في البداية، لكن كلما مر الوقت وتوالدت أجيال جديدة تصبح التغيرات على قيم ملائمة الأفراد غير ملحوظة. كما تعاني هذه الطريقة أيضا من اعتمادها الكلي على تعريف دالة الملائمة.

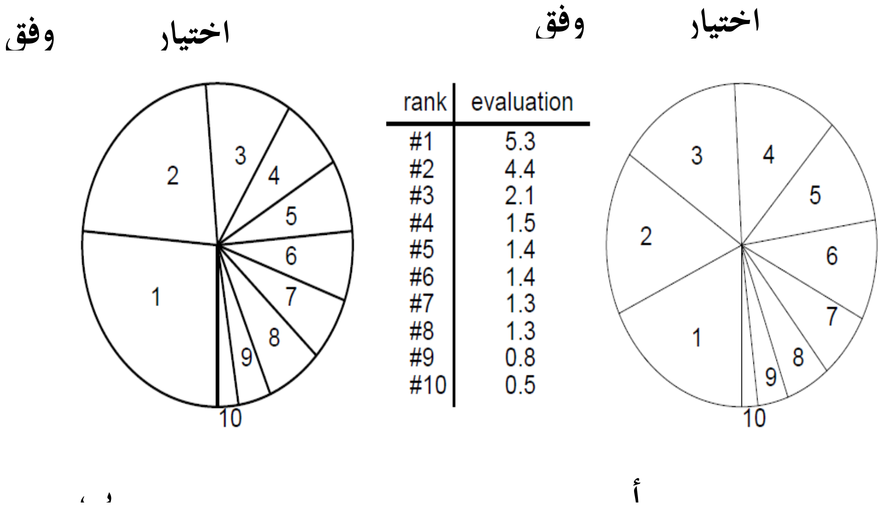
٢- عملية اختيار الفرد الملائم القائمة على رتبته (Rank) في مجموعة الحلول :- تعتبر هذه الطريقة من أكثر الطرق التي أثبتت نجاحها في الكثير من التطبيقات. على سبيل المثال

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

في مجموعة حلول مكونة من عشر أفراد مرتبين وفقا لقيم دالة الملائمة الخاصة بهم. فإن فرصة اختيار العنصر ذو الترتيب الأول هي (١٠ إلى ٥٥). بينما فرصة العنصر العاشر هي (١ الى ٥٥). حيث أن :-

$$\sum_{1}^{10} n = 55 \quad \ldots\ldots\ldots (6)$$

في هذه الطريقة يتم التحرر من الاعتبارات التي تدور حول القيمة الفعلية لاقتران الملائمة. الشكل (٧ ب) (Koehn, 1994)يمثل هذه الطريقة.



الشكل رقم(٧) بعض أنواع طرق الاختيار.

(Koehn, 1994)

٣- الطريقة العشوائية في اختيار الحلول (Random):- هنا تكون فرص اختيار اي حل من مجموعة الحلول متساوية مع أي حل آخر بغض النظر عن قيمة دالة الملائمة له أو ترتيبه بين مجموعة الحلول (Hancock, 1994).

٤- طريقة الدورة (Tournament):- في هذه الطريقة يتم اختيار حلين من مجموعة الحلول بشكل عشوائي، ومن ثم يتم اختيار الحل الذي يتمتع بقيمة دالة ملائمة أكبر للعمليات الجينية التي ستجرى لاحقا (Hancock, 1994).

(ج)- دالة الملائمة (Fitness Function)

الهدف الرئيس لدالة الملائمة هو إعطاء قيمة عددية لكل فرد من الأفراد من خلال التشفير استنادا للمشكلة المطلوب حلها لتكون بمثابة حل محتمل لهذا الفرد. هذه عملية مهمة جدا. وبدون دالة احتمال لتقييم أداء الحلول المحتملة بدقة، فإن الحل سيفشل(**Riley &Ciesielski,** 1997).

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

(٢-٣-٥) الدمج بين الخوارزميات الجينية والشبكات العصبية

تمتعت كل من الشبكات العصبية والخوارزميات الجينية بميزات عدة جعلتهما من الطرق المفضلة في حل العديد من المشاكل. احد الأساليب التي أثبتت نجاحا كبيرا هو محاولة الدمج فيما بينهما ليستفيد كل منهما من الآخر. ظهر نتيجة لذلك نوع جديد من الطرق يقوم باستخدام الخوارزميات الجينية لمساعدة الشبكات العصبية على حل المشاكل. ولعل أبرز الدوافع التي دعت إلى استخدام الخوارزميات الجينية في الشبكات العصبية هي ما أبرزته النقاط التالية(Koehn, 1994):-

١. من جانب الذكاء الاصطناعي. المطلوب من الحاسوب أن يقوم بحل المشاكل وتعلم الأشياء بذاته ودون تدخل من المبرمج.

٢. من جانب الحياة الاصطناعية، المطلوب إنشاء بيئة اصطناعية ـ تتمتع بالذكاء ـ يستخدم بها نفس المبادئ المستخدمة في الحياة الطبيعية.

٣. معاناة طرق التعلم في الشبكات العصبية من بعض القصور. كخوارزمية التوالد العكسي للأخطاء لا تضمن الوصول إلى الحل الأمثل، بالإضافة لمعاناتها من البطء . لذلك جاء استخدام الخوارزميات الجينية لتدريب الشبكة للوصول إلى الحل الأمثل وبسرعة.

٤. عدم القدرة على تحديد أفضل القيم للمتغيرات التي ستستخدم في عملية التعلم، وكذلك عدم القدرة على اختيار الهيكلية المناسبة للشبكة العصبية التي تعطي أفضل النتائج وذلك للاعتماد على طرق المحاولة والخطأ للوصول إلى ذلك.

نتيجة لذلك ظهر نوع جديد هجين (Hybrid) هو الشبكات العصبية المبنية باستخدام الخوارزميات الجينية. تناول استخدام الخوارزميات الجينية في الشبكات العصبية عدة جوانب أهمها (Koehn, 1994):-

١-إيجاد الهيكلية المناسبة للشبكة العصبية، والابتعاد عن طرق المحاولة والخطأ.

٢-إيجاد مجموعة الأوزان المناسبة للشبكات العصبية للوصول للحل الأمثل وبسرعة.

٣-تحديد قيم المتغيرات المناسبة خاصة بخوارزميات التعلم والتي تعمل على الوصول إلى النتائج بسرعة وبدقة.

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

٤-من جانب إيجاد قيم الأوزان المناسبة فقد استخدمت الخوارزميات الجينية قيمة الخطأ الناتج من عملية تدريب الشبكات العصبية في حساب قيمة الملائمة لقيادة عملية التطور.

نهج استخدام الخوارزميات الجينية في إيجاد أوزان الشبكة العصبية

يتلخص النهج المطلوب في استخدام الخوارزميات الجينية في البحث عن الحلول فيما يلي :-

١-إعطاء قيم مبدئية للمتغيرات المستخدمة (أنماط التدريب، متغيرات هيكلية الشبكة، عدد الأجيال، نسبة الخطأ، نسبة التزاوج، طريقة الاختيار وغيرها).

٢-إنشاء مجموعة حلول (كرموسومات) لقيم الأوزان الممكنة بشكل عشوائي ضمن فترة محدودة مثل [-1,1].

٣-بناء هيكلية الشبكة العصبية باستخدام المتغيرات التي سبق تحديدها بالخطوة ١.

٤-البدء بمرحلة تغذية الشبكة العصبية بأنماط التعلم، والقيام بعمليات الشبكة العصبية في احتساب النتائج وذلك لجميع أفراد مجموعة الحلول.

٥-حساب دالة التقييم لكل عنصر من عناصر مجموعة الحلول، وذلك لاحتساب مجموع مربعات الأخطاء لخلايا طبقة المخرجات.

٦-اختيار مجموعة من الحلول باستخدام طريقة الاختيار المحددة، واجرا ء العمليات الجينية عليها من تقاطع وطفرة لإنتاج أفراد جدد يمثلون حلول جديدة.

٧-تقييم الأفراد الجدد عن طريق تدريب الشبكة باستخدامهم، وحساب ناتج دالة التقييم لهم.

٨-ترتيب مجموعة الحلول واختيار الأفراد الذين أعطوا أفضل النتائج (أقل الأخطاء) لتوليد الجيل الجديد.

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

(٢-٤) حقيقة تطور القابليات الذهنية عند الإنسان

يميل الناس للتغيير لأن بعضا من جوانب حياتهم مثل أعمالهم أو وظائفهم أو بعض شؤونهم المنزلية غير مرضية، وحتى يتم التغيير، يحاول الناس تعلم طرق جديدة للتفكير وطرق جديدة في علاقاتهم مع الآخرين. على أي حال ليس كل تغير مرده للتعلم، فالناس خلال نومهم، على سبيل المثال، يتصرفون بطرق مختلفة نتيجة للإجهاد والتعب وغير ذلك، ومثل هذه التغيرات تختلف عن التعلم بأنها تغيرات مؤقتة ولا يمكن إلغاؤها كما أنها لا تنجم عن المران والتدريب. بينما التعليم، كما أسلفنا بأنه تغيير شبه دائم في السلوك ولا يمكن إلغاؤه، وهو ناجم عن المران والتدريب. فالتعلم كما عرفه (كلارك هل، وبروس اف .سكنر)هو " تغير في السلوك ينجم عن التدريب المعزز". بينما آخرون يرون بالتدريب وحده يكفي للتعلم أمثال (أدوين أون.جثري).

سيكون تركيزنا فيما يتعلق بتطور القابليات الذهنية عند الإنسان ما جاء به بياجية من أفكار ذات علاقة بالتعلم، ومراحل التطور المعرفي أيضا، ما سيتم مناقشته خلال هذا الفصل.

يرى بياجيه أن التعلم، هو التعلم الذي له معنى، أو أن التعلم الحقيقي هو التعلم الذي ينشأ عن التأمل أو التروي، فالتعزيز عنده لا يأتي من البيئة كنوع من الحلوى على سبيل المثال، بل أن التعزيز ينبع من أفكار المتعلم ذاته. وفيما يتعلق بمحددات التعلم، حسب نظريات التعلم، فيرى كثير من المنظرين الأمريكيين أن أحداث البيئة الخارجية هي التي تساعد على التعلم، بينما يرى بياجيه أن هذه الأحداث لا تعدوا كونها محددات تعلم خارجية ولا تمثل أكثر من مصدر من مصادر المعرفة، فالدماغ الناضج الذي أحسنت إليه، فيه من المعرفة (أصلا). على حد رأي بياجيه، أكثر بكثير مما يدخل فيه (من الخارج). إذ أنه هناك أشياء يتعلمها الطفل وهو في طور نموه لا يمكن تفسيرها عن طريق المحددات المادية والاجتماعية والنضجية فحسب(ناصف، ١٩٩٠).

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

(٢-٤-١) مراحل التطور المعرفي عند الإنسان Levels of Knowledge

هناك أربع مراحل للتطور المعرفي عند الأطفال سوف يتم عرضها بشيء من التفصيل خلال التالي:-

- **الفترة الحسية الحركية (Sensor motor Period)**

السنتين الأوليتين من عمر الطفل يتعلم الطفل فكرة استمرارية الأشياء وكذلك فكرة انتظام الأشياء في العالم الفيزيقي. فمن خلال مسك والنظر إلى الأشياء ورميها بعيدا ومن خلال تحريك الأشياء هنا وهناك يتعلم الطفل بناء فهم جيد نوعا ما لحدود الأشياء الصغيرة وإمكاناتها. من خلال التنظيم الحسي الحركي يعرف الأطفال بعض التغيرات تؤدي إلى بعض الاختلافات، بينما التغيرات الأخرى تؤدي إلى ذلك.

- **الفترة ما قبل الإجرائية (Preoperational Period)**

يبدأ الأطفال من السنة الثانية إلى السابعة إلى التعرف للأشياء بصورتها الرمزية وليس مجرد المعرفة القائمة على الأفعال الواقعية ويصبحون على وعي أكثر بتلك الأشياء التي عرفوها في المرحلة الحسية الحركية السابقة. على سبيل المثال، يمكن لهم تفسير دوران اللعبة حول نفسها بأنها ليست لعبة جديدة" ألم تقم قبل قليل بتحريك اللعبة كي تدور حول نفسها ؟". فكلمات الأطفال في هذه المرحلة كلمات رمزية تمثل الأعمال المختلفة التي يرونها وتساعدهم كي يفهموا بصورة أكثر وعيا السبب الذي لا تؤدي بعض التغيرات من جرائه حدوث اختلافات، وفي هذه المرحلة، فترة ما قبل الإجراء يكتسب الأطفال طلاقة أكثر في التعبير الرمزي والإيماءات الجسمية والأصوات الإنسانية والكلمات مما يساعدهم على تجاوز المعرفة القائمة على الوجود الراهن المباشر، ومع ذلك، حتى مع ازدياد الطلاقة الرمزية، فالطفل في مرحلة ما قبل الإجراء لا يستطيع القيام بالاستدلال ألاستنتاجي أو التوصل إلى النتائج التي تكون صحيحة وفق المقتضيات المنطقية، ومن هنا جاءت هذه المرحلة بالتسمية هذه، مرحلة ما قبل الإجرائية.

- **الفترة الإجرائية المحسوسة(العينية)Concrete Operational Period**

هذه الفترة ما بين السابعة والسنة الثانية عشرة من العمر، فالأطفال يطورون قدراتهم على التفكير الاستدلالي. وهذا الاستدلال محدود ضمن نطاق ما يشاهده الطفل، ومن هنا جاءت تسمية هذه المرحلة بالمرحلة الإجرائية " بالمرحلة الإجرائية المحسوسة".

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

حقيقة أن التفكير في هذه المرحلة تفكير استدلالي (وهو نوع من التفكير المجرد)، فالأطفال في سن المرحلة الإجرائية المحسوسة باستطاعتهم على سبيل المثال أن يستنتجوا كضرورة منطقية أن العصا (أ) أغلظ من العصا (ج) حتى لو لم يروا أن العصا (أ) أغلظ من العصا (ب) وأن العصا (ب) أغلظ من العصا (ج). وطالما أنهم لم يروا العصا (أ) والعصا (ج) مجتمعتين، فلا يمكننا والحالة هذه بأن تفكيرهم يعتمد على الحضور المحسوس لهذه الأشياء. ومع ذلك فأن محتوى الاستدلال في هذا السن يقوم على الأشياء الفعلية وليست المجردة.

- **الفترة الإجرائية الصورية (Formal Operational Period)**

تبدأ هذه الفترة في سن الثالثة عشرة تقريبا، ويستطيع الطفل خلالها أن يتوصل إلى الاستدلالات من خلال الاستدلالات الأخرى، ومن الأمثلة التي يمكن الاستفادة منها، مشكلة النسبة. أعط الطالب ثلاث دوائر وستة مربعات، ثم اطلب منه أن يعطيك ما مجموعه اثنا عشر شكلا مع المحافظة على نسبة الدوائر إلى المربعات. لحل هذه المشكلة يلزم من الطالب أن يقسم ٣ على ٦ أولا ثم يضرب الناتج في ١٢. وفي المسألة المحسوسة لا يستطيع الطالب أن يقوم إلا بعملية حسابية واحدة في كل مرة، أي أنهم لا يعرفون كيف يربطون بين (قسمة ٣ على ٦) وضرب الناتج في ١٢ كي يتوصلوا لحل للمشكلة. أما الأطفال الأكبر سنا في الفترة الإجرائية الصورية، فهم يستطيعون أن يفهموا كيف يربطون عملية القسمة بالضرب، وحقيقة الأمر أنهم يستطيعون القيام بعملية ما (الضرب مثلا) بناء على ما يتوصلون إليه من ناتج عملية أخرى (القسمة مثلا) أي أن تفكيرهم الآن قد تسامى فوق حدود استخدام الأشياء كمحتوى وحيد للتفكير بل يستخدمون عمليات وإجراءات كمحتوى لتفكيرهم.

<u>الذاكرة الترابطية (Associative Memory)</u>

من أهم مواضيع الأنظمة العصبية الاصطناعية، ما يسمى بالذاكرة الترابطية، ومفهوم الذاكرة الترابطية واحد من المواضيع الحدسية الواسعة، كما ظهر هذا النوع من الذاكرات ليكون واحد من أهم الوظائف الرئيسة للدماغ. على سبيل المثال، نحن نربط بسهولة، بين وجه شخص من خلال اسمه، أو الاسم من خلال رقم الهاتف. معظم الأدوات تعرض خصائص الذاكرة الترابطية، ذاكرة التخزين في الحاسوب، نوع من أنواع الذاكرة الترابطية. تربط العناوين بالبيانات. ذاكرة هوبفيلد، بشكل خاص، لعبت دورا مهما في حقل الأنظمة العصبية الاصطناعية. كما أنه من العوامل المهمة في هذا المجال، جهود جون هوبفيلد من معهد التكنولوجيا في كاليفورنيا، والذي كان له تأثير على المجتمع العلمي في المنطقة فيما يتعلق بالأنظمة العصبية الاصطناعية (Freeman&Skapura, 1991) .

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

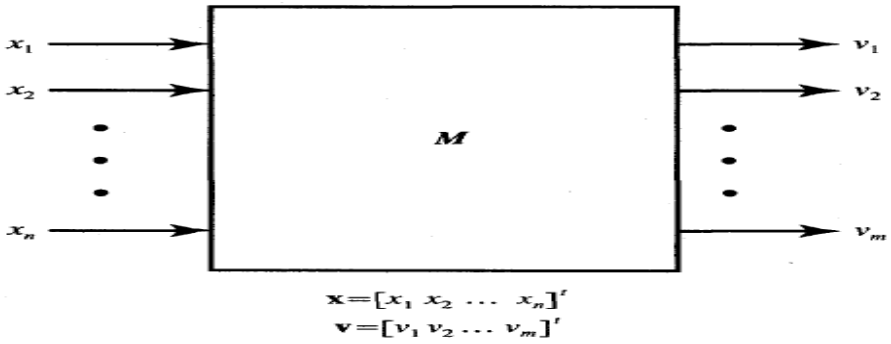
كفاءة الذاكرة الترابطية ناجمة عن تخزينها كمية كبيرة من الأنماط كذكريات، خلال عملية الاستدعاء، يتم استثارة الذاكرة الترابطية من خلال مفتاح للنمط (ويسمى أيضا مفتاح البحث) تحتوي جزء المعلوماتِ حول عضو معيّن من مجموعة الأنماط المخزونة. النموذجِ الجزئي المَخْزُنِ يُمْكِنُ أَنْ يتم ُتذكّرَ خلال ترابط مفتاح النمطِ الرئيسيِ بالمعلوماتِ المخزنة. هناك عدد مِنْ الأساليب والمعماريات التي تم ابتكارهم في الأدبِ للحَلّ بصورة عملية لمشكلة تسجيل الذاكرةِ واسترجاع محتواها. تَعُودُ الذاكرات التِرابُطية إلى صنف الشبكات العصبيةِ التي تَتعلّمُ طبقاً لخوارزمية مُسَجِّلة. تكتسب عادة معلوماتَ مسبقة، كما أن مصفوفات الأوزان الارتباطية في أغلب الأحيان يكون من الضروري تشكيلها في المقدمة. الكتابة إلى الذاكرةِ يحدث تغيرات في الترابطِ العصبيِ، وقراءة المعلوماتِ المَخْزنةِ في الذاكرة، يمكن أن يعتبر كنقل لإشارات الإدخال من خلال الشبكة. لا يوجد نظام عنونة مستخدم في الذاكرة الترابطية، حيث أن معلوماتها يتم توزيعا بصورة فضائية ومتداخل في الشبكة.

دعنا نُراجعُ التوقّعاتَ بخصوص قابلياتَ الذاكرةِ التِرابُطيةِ. يجب أن تمتلك الذاكرة سعة كبيرة قدر الإمكان أو قيمة كبيرة لتكن P ، والتي تمثل عدد من النماذج المخزنة. بنفس الوقت تمتلك من القوة بتخزينها للبيانات، وبالتالي، أن أي خلل في تركيبها لا يؤدي إلى ضرر كلي وعدم القدرة على التذكر. علاوة على ذلك، الذاكرة المثالية يَجِبُ أَنْ تربط حقاً أَو تجدد المتجهات للأنماط المحزنةِ وتَعْملُ ذلك بواسطة معاييرِ التشابهِ المحددة. الميزّة المرغوبة جداً الأخرى للذاكرةِ سَتَكُونُ ذات قدرة على إضافة وإزالة الروابط بينما متطلبات التخزينِ تَتغيّرُ.

الذاكرةُ التِرابُطيةُ عادة لها قدرة على البحث المتوازي ضمن ملف البياناتِ المَخْزُنة. فالغرضَ من البحثِ أَنْ يُنتجَ أمّا واحد أَو كُلّ المواد المَخْزُونة التي تطابق عنصر البحثِ المُعطى، ولاسترجاعه أمّا كليَّاً أَو جزئياً. كما أنه يُعتَقدُ أيضا بأنّ الذاكرةِ الحيويةِ تعمل طبقاً لمبادئِ الذاكرةِ التِرابُطيةِ، لا مواقعَ ذاكرةِ لَها عناوينُ؛ الخزن مُوَزَّعُ بشكل كبير، ومترابط بشكل كثيف على مجموعة الخلايا العصبيةِ. ما الذي نعنيه بالضبط يُعْنَى بان الترابط بالشبكةِ نادرا ما يكون معروف للأنظمة الحيوية. أساسيات عمل نماذجِ الذاكرةِ العصبيةِ الاصطناعية معقّدة جداً أيضاً أحياناً.

الشكل رقم (٨)، (zurada, 1992) يمثل رسم تخطيطي عامّ لذاكرةِترابُطيةِ التي تُؤدّي تخطيطِترابُطيَ لمتجه إدخال x إلى متجه إخراج v

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com



شكل رقم (٨) رسم تخطيطي عام للذاكرة الترابطية، (zurada, 1992**)**

يعرض النظام راسم من المتجهات x إلى المتجهات v في فضاء النمط $\Re^n$، والمخرجات في الفضاء $\Re^m$، بالترتيب، ممثلا بالصيغة التالية:-

$$\mathbf{v} = \mathbf{M}[\mathbf{x}] \quad \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots \quad (7)$$

يشير M عامل مصفوفة لا خطي، وهو لَهُ معنى مختلفُ لكُلّ نموذج مِنْ نماذجِ الذاكرةَ. تشكيلته، بالحقيقة، تُعطي تعريفا لنموذج محدد، والذي يكون من الضروري أن يعطي مختصرا لكُلّ نوع من أنواع الذاكرةِ. التركيب M يَعْكسُ مثال لذاكرةِ عصبيةِ معيّنة. للذاكرات التغايرية (الديناميكية)، M يتضمن متغير وقت، v موجود في ذاكرة المخرجات بوقت متأخر عنه بالمدخل المطبق.

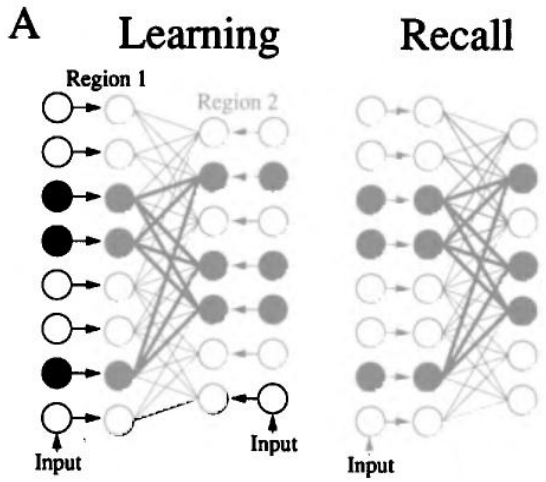
أما بالنسبة لنموذج الذاكرة المعطى، أنّ صيغة العامل M عادة يعبر عنه من ناحية أن متجهات النموذج المعطاة من المفترض أن تخزن. الخوارزمية التي تَسْمحُ بالعمليات الحسابية لـ M تُدْعَى خوارزميةَ التخزين أَو التسجيل. يَتضمّنُ أيضا العامل تخطيط لاخطّيَ يتشكل من مجموعةِ الخلايا العصبيةِ. عادة، مجموعة الخلايا العصبيةِ مرتّبةُ في طبقة واحدة أو اثنتان، وفي بعض الأحيان تتشابك مع بعضها البعض.

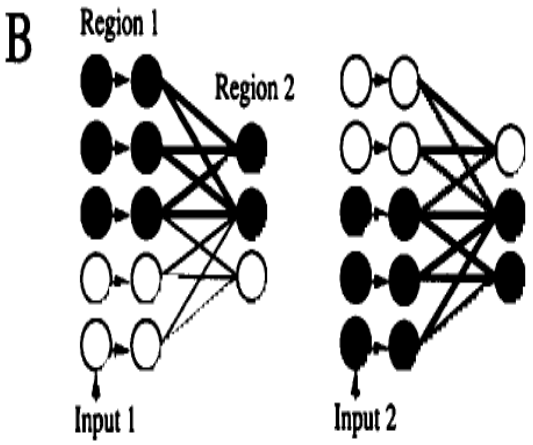
التخطيط كما في المعادلةَ (7) تم تشكيله على المتجه الرئيسي x الذي يُدْعَى استرجاعا. الاسترجاع قد يزود أو لا يزود نموذج حل مرغوبا، أو غير مرغوبا. لَكنَّه قَدْ لا يُزوّدُ حتى نموذجً تخزين مطلقاً، في مثل هذا الحالةِ المتطرّفةِ، الاستدعاء الخاطئ للمخرجات ً لا ينتميُ إلى مجموعةِ النماذجِ.

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

سَنُحاولُ تعريف الآلياتِ والشروطِ للاسترجاع الكفء لمتجهات النموذجِ. خوارزمية التخزينَ يُمْكِنُ أَنْ تُصاغَ باستخدام واحد أو اثنان مِنْ مجموعاتِ متجهاتِ النموذجِ. خوارزمية التخزين تعتمد فيما إذا كان تصميم الذاكرة من النوع ترابط آلي (Auto associative) أو ترابط متعدد (hetero associative) (Zurada, 1992).

التعلم يسمح بنشاط في مجموعة من العصبونات لتستدعي أنماط ذات علاقة بهذا النشاط من مجموعة عصبونات أخرى، فإذا كانت المجموعتان في نفس النطاق، عندئذ يطلق على هذا النوع، بالنوع الترابطي الآلي، وإذا كانت المجموعتان في نطاقين مختلفين، فيطلق على النوع غير آلي. هذه النماذج لها مرحلتين بتغايرات(بديناميكيات) مختلفة، مرحلة التعلم ومرحلة الاستدعاء. خلال التعلم، الإدخال الخارجي يحدد نمط النشاط في كل مجموعة من العصبونات. بينما خلال الاستدعاء، الإدخال الخارجي يعطى لمجموعة واحدة من مجموعات العصبونات، وليس للمجموعات الأخرى.





شكل رقم (٩) وظيفة الذاكرة الترابطية(parks&others,1 998)

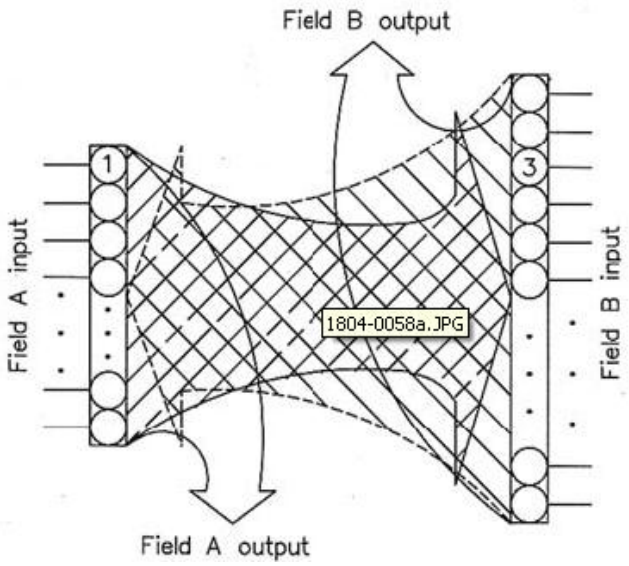
www.manaraa.com

في الشكل رقم (٩)، (Parks&others, 1998) A وظيفة الذاكرة الترابطية تسمح بنشاط في منطقة ١، ويستدعي النمط في المنطقة ٢. خلال التعلم(اليسار)، الإدخال الخارجي يحدد أنماط النشاط في المنطقة ١والمنطقة ٢(التظليل يشير للعصبونات الفعالة). التعديل في التشابك الهيبياني (Hebbian Synaptic) يعمل على تقوية الربط بين الخلايا الفعالة (الخطوط السميكة تمثل الترابط القوي). خلال عملية الاستدعاء (اليمين)، الإدخال الخارجي يحدد نمط النشاط في المنطقة ١. ينتشر النشاط عبر روابط ذات قوة لتفعيل نمط الترابط السابق للنشاط في المنطقة ٢. في الشكل رقم (٩)، B التعلم الذاتي يسمح لأنماط النشاط في المنطقة١ باستدعاء التمثيل المضغوط في المنطقة ٢. التغايرية(الديناميكية) هي نفسها خلال التعلم والاستدعاء. الإدخال الخارجي يمثل للمنطقة١ وليس للمنطقة ٢، سرعة النشاط عبر التشابك العشوائي الأولي من المنطقة ١ إلى المنطقة ٢ يفعل عصبونات محددة. الترابط في هذه الحالة يقوى بين العصبونات الفعالة في المنطقة ١ والعصبونات الفعالة في المنطقة ٢، وتضعف بين العصبونات الفعالة وغير الفعالة. وهذا يحدد تمثيلا المنطقة ٢لأنماط منفصلة أو صفوف من الأنماط في المنطقة ١.

هناك نوع آخر من أنواع هذه الذاكرة يطلق عليه، الذاكرة الترابطية ذو الاتجاهين(Bidirectional Associative Memory)، أو يختصر(BAM)، حيث تم صميم هذا النوع ليخزن أزواج من أعداد الأنماط والتي يتم تمثيلها أو تشفيرها على شكل سلسلة منظمة. هذه الأعدادِ يُمْكِنُ أَنْ تَعْني أيّ شئَ مطلقاً، يعتمد ذلك على طريقة التمثيل أو التشفير، وقد تكون أعداد حقيقية، أعداد صحيحة، أو حتى أعداد ثنائية. ويمكن توضيح آلية عمل هذا النوع من خلال التالي:-

بداية، لنلق نظرة على التركيب المادي للذاكرة (BAM)، تتكون ذاكرتنا في هذا المثال من طبقتين، وكل طبقة تضم مجموعة من العصبونات، طبقة A، وطبقة B كما في الشكل رقم (١٠)، (Maureen&Charles, 1992) كل عصبون من عصبونات الطبقتين يستقبل مدخل واحد من الوسط الخارجي. نحن يُمْكِنُ أَنْ نَدْخلَ في ناتجِ كُلّ عصبون في كلا منهما إذا اعتمدنا مخرجات النمط الحالي لتلك الطبقة. مخرجات كل عصبون بالطبقة A يرتبط مع مدخل كل عصبون في الطبقة B ، وكذلك العكس، مخرجات كل عصبون من الطبقة B يرتبط مع مدخل كل عصبون في الطبقة A، وبالتالي عملية الربط كاملة. قوة الترابط بين الطبقتين في هذه الحالة تكون تماثلية. بمعنى آخر، إذا كانت قوة الترابط بين مخرج العصبون الأول في الطبقة A ومدخل العصبون الثالث في الطبقة B هي 0.7، فإن قوة الترابط بن مخرج العصبون الثالث في الطبقة B ومدخل العصبون الأول في الطبقة A هي نفسها 0.7

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com



الشكل رقم (١٠) الربط بن عصبونات الطبقتين في الذاكرة BAM، (Maureen&Charles, 1992)

في ذاكرة BAM ، عدد عصبونات الطبقة A لا يساوي عدد عصبونات الطبقة B ، لذلك، كما نلاحظ من الشكل أن الطبقة A لها نمط إدخال من الوسط الخارجي، ومدخل آخر من الطبقة B ، كل عصبون في الطبقة A يحفز بمجموع ناتج عن النمط المدخل من الوسط الخارجي، والمدخل من الطبقة B، حيث تنفذ الإشارات من الطبقة B إلى الطبقة A عبر الوصلات العصبية القادمة بصورة رجعية من الطبقة B، لذلك فإن الأوزان في هذه الحالة قد تكون محفزة أو مثبطة. محفز الشبكة للعصبون، قد يكون موجبا أو سالبا أو صفرا. ذاكرة BAM هي شبكة رقمية ثنائية، لذا، فإن المحفز الموجب يولد مخرج +١، والمحفز السالب يولد صفرا أو -١ إذا كانت الشبكة قطبية، ومحفز الشبكة الصفري لا يؤثر على مخرج العصبون عما كان عليه في الحالة السابقة. بعض عصبونات الطبقة A قد تغير من حالة مخرجاتها كناتج من التغذية الراجعة المستقبل من قبل الطبقة B.

نمط الإخراج الجديد، يتم تغذيته بصورة عكسية للطبقة B، لتسير بنفس المسار الذي حصل بالطبقة A، النشاط في هذه الحالة، يحفظ الارتداد الخلفي، وهكذا بين الطبقتين حتى يحقق صدى، بمعنى أنه لا تغيير يستحق حدوثه لمخرجات كلا الطبقتين. عندما يتحقق هذا الشرط، سوف يؤدي ذلك إلى الدخول في نواتج الطبقة B وبشكل مدهش يكفي لإيجاد ذلك النمط الممثل بمخرجات الطبقة B هو نفس النمط المخزن والذي يرتبط بنمط الإدخال الأصلي.

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

(٢-٥) أنواع الشبكات العصبية وتمثيل الطبيعة السلوكية للإنسان

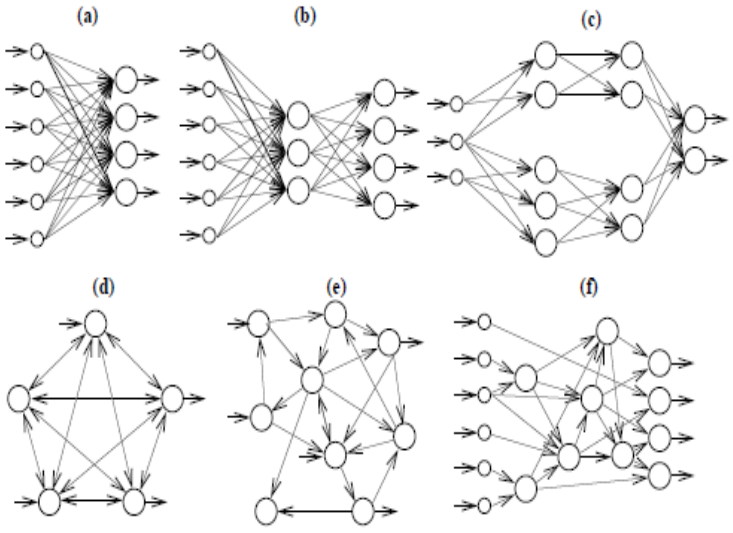
الشبكات العصبية تنقسم إلى عدة أقسام استنادا إلى عناصر مختلفة، قد يكون التصنيف يستند إلى المجال التطبيقي لها، كالتصنيف والتجميع والتنبؤ وغيرها أو في حسب طريقة الربط الممثلة بالنوعين، الشبكات العصبية ذات التغذية الأمامية، والشبكات العصبية ذات التغذية العكسية(الخلفية)، وتصنيف آخر حسب طبيعة التركيب، كالشبكات المكونة من طبقة واحدة، أو متعددة، وغيرها ، وأخيرا التصنيف حسب نوع التعلم إن كان مشرف عليه أو بدون إشراف. نتناول التصنيف حسب طريقة الربط بقليل من التفاصيل على اعتبار أن هذا النوع الشائع أكثر من التصنيفات الأخرى كما يلي :-

(٢-٥-١) الشبكات العصبية ذات التغذية الأمامية Feed Forward Neural Networks

الشبكات من هذا النوع يتم فيها عملية الربط باتجاه واحد، بمعنى من خلايا الطبقة الأولى التي تمثل طبقة الإدخال باتجاه الطبقات المخفية إلى أن تنتهي بطبقة الإخراج. وتصنف الشبكات من هذا النوع بأنها شبكات ذات الارتباط المتكامل(Full Connected) إذا كان كل عصبون في الطبقة الواحدة يرتبط مع عصبونات الطبقة اللاحقة.

(٢-٥-٢) الشبكات العصبية ذات التغذية العكسية(الخلفية) Recurrent Neural Networks

يختلف هذا النوع من الشبكات عنه في الأمامية، إذ أن عملية الربط بين عصبونات الطبقات لا تكون باتجاه أمامي من طبقة إلى الطبقة التالية لها، بل أنها تتضمن رجع خلفي واحد على الأقل والشكل رقم (١١)، (Gronroos, 1998) يمثل أنواع من هذه الشبكات.



الشكل رقم (١١) نماذج لشبكات ذات التغذية الأمامية والعكسية(Gronroos, 1998)

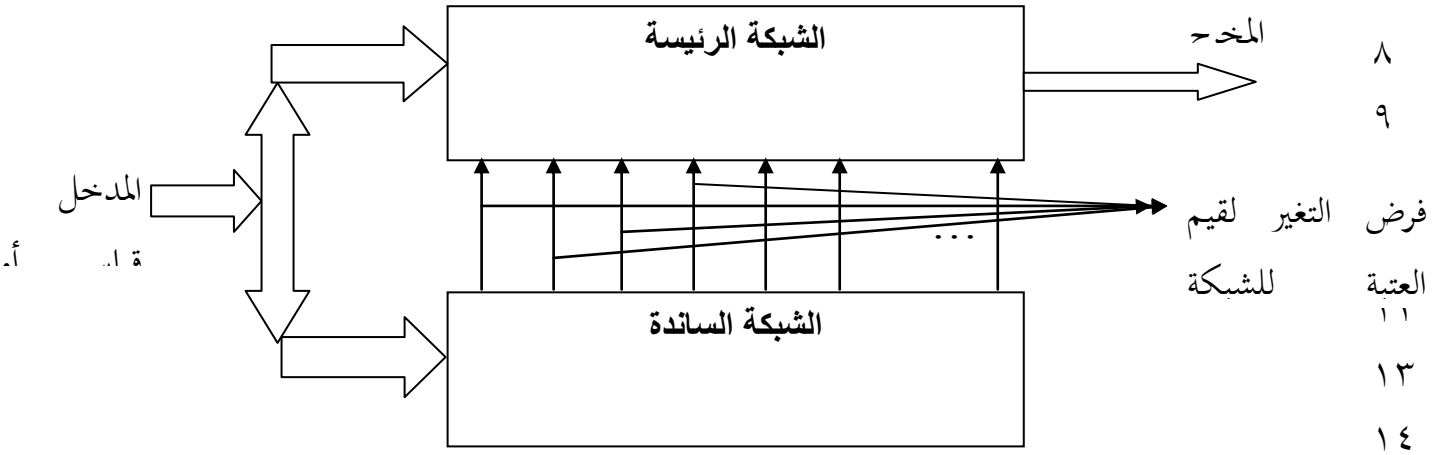
المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

الفصل الثالث - البناء المقترح لتطوير قابلية التعميم في الشبكات العصبية ذات التغذية الأمامية

(٣-١) مقدمة

اعتمد تصميم البناء المقترح لهذا العمل على مكونات المخطط المبين في الشكل (١٢).

كما هو الحال في أي نظام للشبكات العصبية، يعمل النموذج الحالي وفقا لنمطين. النمط الأول هو التدريب، بينما النمط الثاني هو النمط الاعتيادي في توليد المخرجات من مدخل ما (نمط الاختبار يعد حالة من حالات النمط الثاني).



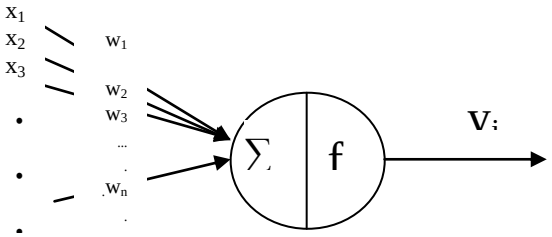
شكل (١٢) البناء العام المقترح

يتضح أمر التطوير المقدم في هذا العمل بما تتناوله سياقات استخراج المخرجات من المدخلات المعطاة لهذا النموذج. حيث تقوم الشبكة الساندة بالسيطرة على قيم العتبة الخاصة بالشبكة الرئيسة وفقا لنوع المدخل. ففي الحالة التي يكون فيها المدخل قياسي(أي نمط تعلم رئيس)، حينئذ تكون مخرجات الشبكة الساندة ذات قيم صفرية لا تغير من مواصفات الشبكة الرئيسة، وبهذه الحالة تبدو الشبكة الرئيسة وكأنها شبكة تقليدية. بينما في الوقت الذي يكون فيه المدخل نمطا غير قياسي يكون تأثير الشبكة الساندة واضحا في فرض التغاير لمواصفات الشبكة الرئيسة هادفة من ذلك دعم قابلية التعميم. هذا الأسلوب في العمل يتطلب نهج تدريب يختلف عن النهج التقليدي لتدريب الشبكات التقليدية.

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

(٣-٢) تمثيل قيم العتبة والمبدأ المستخدم للسيطرة عليها

من المعروف أن هناك عنصرين رئيسيين تبنى على أساسهما الشبكات العصبية. هذان العنصران هما أوزان التوصيل وقيم العتبة لكل عصبون. الشكل (١٣) يفصل طبيعة الوصف لهذين العنصرين. في هذا الشكل تبرز دالة التحفيز على تحديد قيمة مجموع المدخلات الموزونة بتوصيلات التغذية للعصبون وفقا لعدة علاقات رياضية مثل ، الدالة الخطية، دالة ظل الزاوية المتماثل، دالة سيجمود، وغيرها.



الشكل (١٣) نموذج رياضي للعصبون

تمثل كلا من($x_1,x_2,\ldots,x_n$) مدخلات للعصبون ، (w_i) أوزان توصيلات، f دالة التحفيز، (y_j) المخرج من العصبون. وغاية لتسهيل جانب الحوسبة والتمثيل البياني، عمد على تبني هيكلية بيانية واحدة لتمثيل كلا العنصرين قيد الذكر بمصفوفة بيانية كما هو مبين في الشكل (١٤).

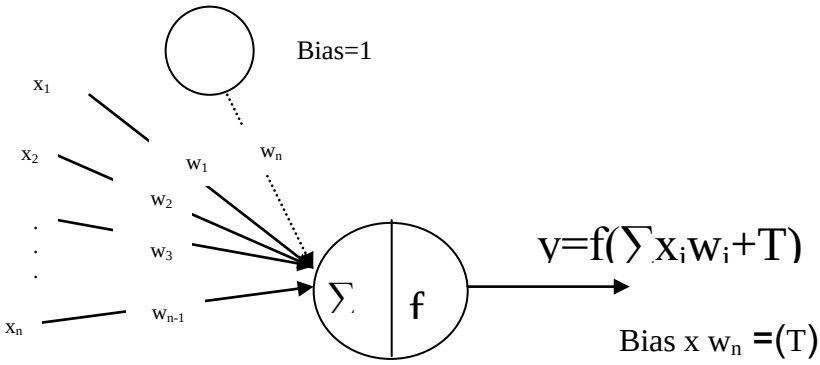
$$\begin{pmatrix} w_{11} & w_{12} \ldots\ldots\ldots & w_{1m} \\ w_{21} & w_{22} \ldots\ldots\ldots & w_{2m} \\ & \vdots & \vdots \\ & \vdots & \vdots \\ w_{n1} & w_{n2} \ldots\ldots\ldots & w_{nm} \end{pmatrix}$$

الشكل (١٤) مصفوفة بيانية للأوزان

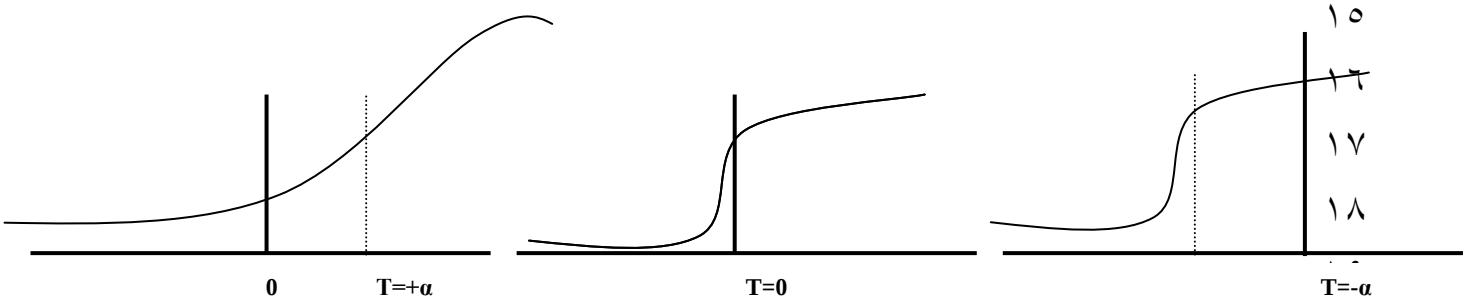
من البديهي أن المصفوفة المعطاة بالشكل (١٤) تمثل مواصفات أوزان توصيلات كائنة بين طبقتين في شبكة عصبية. كل عمود في هذه المصفوفة يمثل تشبيك عصبي بين الطبقة الأولى إلى أحد العصبونات في الطبقة الثانية، وعليه فإن التشبيك الخاص بالعصبون الأول للطبقة الثانية مع عصبونات الطبقة الأولى يلخص بالعمود الأول من المصفوفة البيانية، وهكذا الحال للعصبون الأخير وممثله من العمود الأخير من المصفوفة البيانية، وهكذا يبدو الأمر جليا بأن عدد أعمدة المصفوفة هو عدد عصبونات الطبقة الثانية (= m). أما ما يخص صفوف هذه المصفوفة فإن عددها لا يساوي عدد عصبونات الطبقة الأولى ولكن بنقصان (١)، أي أن عدد عصبونات الطبقة الأولى =عدد الصفوف-١(= n-1). والسبب في ذلك أن الصف الأخير هو مخصص لتمثيل وزنا وهميا يكون حاصل ضربه في قيمة التحييز(bias) ممثلا لقيمة العتبة للعصبون في تسلسله المعني.

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

وبعبارة أخرى فإن قيمة العتبة للعصبون الأول في الطبقة الثانية يساوي ناتج قيمة (١) مضروبه في الوزن w_{n1}، وقيمة العتبة للعصبون الثاني هو ناتج قيمة(١) مضروبة في الوزن w_{n2}، وهكذا بالنسبة لقيم العتبة للعصبون الأخير في الطبقة الثانية حيث تكون مساوية إلى ناتج ضرب قيمة (١) في w_{nm}. لذلك يمكن تلخيص التمثيل الخاص بالصف الأخير (n) من المصفوفة البيانية على أنها تمثيل وهمي لأوزان التحييز، والتي يكون ناتج ضربها في قيمة (١) تنتج قيم العتبة لكل عصبونات الطبقة الثانية. ومن الممكن أن تكون قيم الأوزان الوهمية موجبة أو سالبة كناتج لمرحلة تدريب الشبكة. الشكل (١٥ب) يوضح تصرف دالة التحفيز تبعا لقيم الأوزان الوهمية هذه.



(أ) تضمين قيمة العتبة على شكل يمثل وزن وتحييز



(ب) تأثير قيمة الوزن على دالة التحفيز

الشكل (١٥) تضمين العتبة كوزن وتحييز، وتأثير هذا الوزن على تصرف دالة التحفيز

وفي مقترحات الشبكات العصبية ذات معمارية نمط التغذية الأمامية لانسياب الإشارات تستهدف مرحلة التدريب أمر إيجاد القيم الخاصة بالعنصرين الرئيسين لبناء الشبكة ، الأوزان وقيم العتبة لكل عصبون فيها. وحالما تنتهي هذه المرحلة تكون جميع أوزان الشبكة ثابتة كما هو الحال بالنسبة لقيم العتبة لعصبونات الشبكة.

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

من خلال دراسة خصائص الشبكات العصبية وخصائص فرض المعالجة والكائنة بتغاير الأوزان وتغاير قيمة العتبة لدالة التحفيز، يتضح بصورة جلية أنه لا بد لانجاز نشاط التعميم قيد الدراسة من استثمار قابلية تغاير قيمة العتبة بدلا من تثبيتها بعد مرحلة التدريب وكما تم الإشارة إليه، ولتحقيق ذلك تم اقتراح أزواج طبقات بدلا من الطبقة الواحدة في بناء الشبكة الرئيسة. الطبقة الأولى هي طبقة تقليدية الطبيعة بما يخص قيم العتبة لعصبوناتها، أي يتم تثبيتها بعد مرحلة تدريب خاصة في نهج التدريب العام للمقترح. بينما الطبقة الثانية من هذه الأزواج يتم السيطرة على قيم عتبة عصبوناتها من خلال قيم تحييز تغذى من قبل الشبكة الساندة وبقيم يتم اختيارها وفقا لتعريف المدخل وصنفه المحدد على أنه نمط قياسي أو نمط غير قياسي. وكما ذكر آنفا فإن قيم التحييز هذه والمغذاة من الطبقة الساندة إما أن تكون صفرية فتكون بذلك قد جعلت قيم العتبة صفرا أو غير صفرية بحيث تكون مؤثرة على قيم العتبة للعصبون ومن ثم انحراف دالة التحفيز له.

(٣-٣) معمارية البناء المقترح

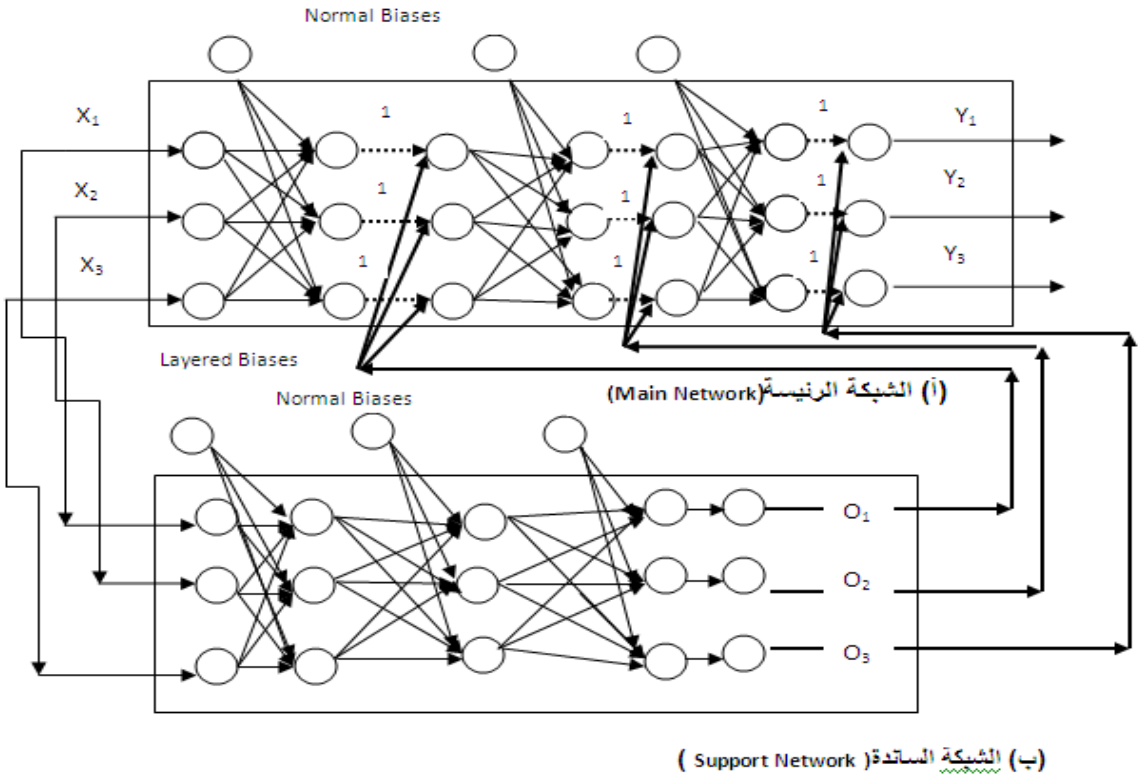
تتضمن معمارية البناء المقترح وكما تم الإشارة إليه في الشكل (١٢) على شبكتين رئيستين، هما الشبكة الرئيسة والشبكة الساندة. الشبكة الرئيسة وكما يدل عنوانها، هي الشبكة المعتمدة في توليد المخرجات المطلوبة من تغذية مدخلات مرتبطة. بينما تكون وظيفة الشبكة الساندة بمثابة شبكة سيطرة على قيم العتبة لطبقات الشبكة الرئيسة (الطبقات الثانية من الأزواج).

(٣-٣-١) الشبكة الرئيسية

هيكلية الشبكة الرئيسية تتكون من طبقة الإدخال وطبقة الإخراج إضافة إلى أزواج من الطبقات المخفية (الرابطة). ترتبط الطبقة الثانية بالطبقة الأولى من تلك الأزواج بتوصيل =١ (W=1) السهم المقطع في الشكل، ويتم تحييز الطبقة الأولى من هذه الأزواج من قبل المحيز الطبيعي بينما يتم تحييز الطبقة الثانية من كل زوج من قبل عصبون خارجي يتم الحصول عليه من مخرجات شبكة الإسناد مع ملاحظة أن مجموعة العصبونات المحيزة لطبقات الشبكة الرئيسة يتم تشكيلها من عصبونات الإخراج للشبكة الساندة كما هو موضح بالشكل رقم(١٦-أ).

ترتبط طبقة الإدخال بأحد أزواج الطبقة المخفية الأولى بحيث يرتبط كل عصبون منها بجميع عصبونات هذا الزوج ليكون التشبيك تشبيك شامل (Full Connected)، ويمتد إلى باقي الطبقات الأخرى وصولا إلى طبقة الإخراج.

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com



شكل رقم (١٦) هيكلية النموذج المقترح

(٣-٣-٢) الشبكة الساندة

من الواضح أن الوظيفة الرئيسة لهذه الشبكة هو إعداد المخرجات المناسبة لأغراض التحييز لطبقات الشبكة الرئيسة.

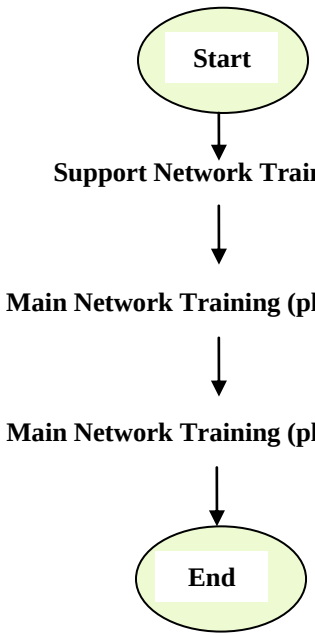
هذه الشبكة هي شبكة تقليدية تتكون من طبقة إدخال، وعدد من الطبقات المخفية، وطبقة الإخراج، مع ملاحظة أن عدد مدخلاتها يكافئ عدد مدخلات الشبكة الرئيسة ، وعدد من الطبقات المخفية ليس من الضروري أن يكون مكافئا لعدد الطبقات المخفية في الشبكة الرئيسة، وعدد مخرجاتها يكافئ عدد الطبقات في الشبكة الرئيسة، بحيث يتم تزويد كل طبقة من طبقات الشبكة الرئيسية بمحيز هو بمثابة مخرج من الشبكة الساندة، كما هو مبين في الشكل(١٦-ب)

بالاستعانة بالشكل (١٦-ب) سوف يتم استثمار المخرجات O_1،O_2، O_3 ، لتكون بمثابة محيزات لأزواج الطبقات المخفية للشبكة الرئيسة، O_1 محيزا للزوج الأول من الطبقة المخفية الأولى، O_2 محيز للزوج الثاني من الطبقة المخفية الثانية، وهكذا بالترتيب.

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

(٣-٤) نهج التدريب

مرحلة التدريب هنا تم استثمارها في مرحلة أساسية أولى هي في تدريب شبكة الإسناد(Support Network)، ومن ثم تدريب الشبكة الرئيسية (Main Network)، التي تم تدريبها في مرحلتين من المراحل التدريبية بدلا من مرحلة تدريبية واحدة. ينقسم نهج التدريب إلى ثلاثة مراحل كما يبينها الشكل رقم (١٧)



شكل رقم (١٧) مراحل التدريب

(٣-٤-١) تدريب الشبكة الساندة

لإتمام مهام التدريب لهذه الشبكة يتم تقسيم أنماط الإدخال المستخدمة للتدريب إلى ثلاثة أقسام :

أ- قسم الأنماط الخاصة بالتدريب (للمرحلة الأولى) والذي يمثل التعلم الإشراطي البسيط لبافلوف.

ب- قسم الأنماط الخاصة بتدريب التعميم(المرحلة الثانية) والذي يمثل تبني عمليات التغاير للطبقات الثانية من الأزواج الطبقية للشبكة الرئيسية.

ج- قسم الأنماط الخاصة بقياس التعميم (الفحص)

بناء على هذا التقسيم يتم تزويد الشبكة الساندة بأنماط تدريبية تشمل المدخلات والمخرجات بحيث أنه في هذه المرحلة يتم تحديد نسبة ٦٠% من المخرجات لتأخذ قيما صفرية، ونسبة ٢٠% منها لغايات التعميم تأخذ قيما عشوائية، أما المجموع الكلي والذي يشكل ٨٠%(٦٠%+٢٠%) يمثل الأنماط التدريبية من الأنماط الأصلية، مع الإشارة إلى أن ٦٠% التي تم تحديدها تكون

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

أنماط تدريبية لتدريب الشبكة الرئيسة للمرحلة الأولى (Train Phase One)، في حين أن (٨٠%) التي سبق تحديدها تمثل أنماط تدريبية أيضا لتدريب الشبكة الرئيسة ولكن للمرحلة الثانية (Train Phase Two)، بمعنى أن الشبكة الرئيسة سوف تمر بمرحلتي تعلم بدل مرحلة واحدة. يتبقى من الأنماط ما نسبته ٢٠ % سوف تكون أنماط فحص لقياس كفاءة الشبكة لغايات التعميم. بعد هذه العملية من الإعداد يتم تدريب هذه الشبكة بالطريقة الاعتيادية من خلال تشكيل مجتمع حلول بصورة مبدئية وبقيم عشوائية، بحيث يمثل كل فرد من أفراد هذا المجتمع حلا من الحلول لتوصيلات هذه الشبكة. نستمر بعملية التدريب هذه إلى أن نحصل على الحل المناسب والأمثل من بين الحلول خلال سلسلة من العمليات المترتبة على عملية التدريب هذه. خلال ذلك نكون قد هيئنا الأنماط التدريبية الخاصة بتدريب الشبكة الرئيسة للمرحلتين الأولى، والثانية، إضافة لأنماط الفحص. وبموجب هذه الأقسام انتظم جدول التدريب وفقا للجدول رقم (١)

القسم	المدخلات	المخرجات
قسم (أ)	x x x x x x	0 0 0 0 0 0 zeros
قسم (ب)	x x x x x x	r r r r r r random
قسم (ج)	x x x x x x	- No outputs

جدول رقم (١)الأنماط الخاصة بتدريب شبكة الإسناد في الأقسام الثلاثة (أ،ب،ج)

يتبين من خلال جدول التدريب رقم (١) السابق بأنه لغرض تدريب هذه الشبكة يتم تحديد مجموعة من الإخراجات التي تمثل عدد من العصبونات. هذا العدد يساوي عدد الطبقات التي تحيز بناء الشبكة الرئيسة. أما لغرض بناء النظام البياني لجداول التدريب فان قيم المخرجات للقسم (أ)من الأنماط هو القيم الصفرية. بينما يتم توليد مخرجات عشوائية لبيانات القسم (ب). أما القسم الأخير (ج) فلا تعتمد أنماطه لأغراض التدريب لهذه الشبكة أو للشبكة الرئيسية لأنه تم استخدامها لأغراض فحص كفاءة أداء الشبكة للمراحل الأخيرة من القياسات.

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

(٣-٤-٢) -تدريب الشبكة الرئيسة (الطور الأول)

في هذه المرحلة يتم تزويد الشبكة بالأنماط التدريبية للمرحلة الأولى، والتي سبق تحديد نسبتها بـ ٦٠% من الأنماط الكلية، ويتم تدريبها بالطرق الاعتيادية من خلال تشكيل مجتمع أولي لمجموعة من الحلول بالطريقة العشوائية، نستمر بالتدريب لهذه المرحلة إلى أن نصل إلى الحل الأنسب والذي يمثل الأوزان الخاصة بالبناء الأساسي. ويجدر الإشارة هنا أنه في هذه المرحلة من التدريب يتم تناول الشبكة على اعتبارها شبكة تقليدية غير مزدوجة الطبقات المخفية وتعتمد على التقسيم المستخدم لتدريب الشبكة الساندة لأغراض التدريب لهذه المرحلة حيث يتم تزويد جدول التدريب بالمدخلات الرئيسية والمخرجات الرئيسية للأنماط وبالأقسام التي تم تنظيمها بالمرحلة السابقة من تدريب الشبكة الساندة. أي أن الهدف الرئيسي لهذه المرحلة هو إيجاد الأوزان الخاصة بالبناء الأساسي من الشبكة كما هو موضح بالشكل الذي يمثل النموذج المقترح شكل رقم (١٦) (الأوزان التي تربط المحيز الطبيعي مع باقي العصبونات).

المدخـــــــلات	المخـــــــرجات
x x x x x x	**التدريب على**

جدول رقم (٢) الأنماط التدريبية الخاصة بالقسم (أ)-مرحلة التدريب للطور الأول

(٣-٤-٣) تدريب الشبكة الرئيسة (الطور الثاني)

يتم في هذه المرحلة تزويد الشبكة بالأنماط التدريبية للمرحلة الثانية والتي سبق تحديدها بـ٨٠% (٦٠% أنماط التدريب + ٢٠% أنماط التعميم)، بعد ذلك يتم تدريب الشبكة بالطريقة الاعتيادية إلى أن نحصل على الحل الأمثل والذي يمثل الأوزان التي تربط المحيزات الناتجة من شبكة الاسناد، والتي بدورها تنغم تحييز الطبقة الثانية للأزواج وذلك من خلال اعتماد قيم العصبونات المجهزة من خلال الشبكة الساندة وجدول التدريب المستخدم يتضمن المدخلات و المخرجات للقسم (أ) و (ب) من تنظيمات التدريب الأساسي للشبكة الساندة كما هو في الجدول التالي:-

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

القسم	الإدخالات	المخرجات
(أ) ٦٠%	x x x x x x x x x x x x x x x x x x x x x x x x x x x	y y y y y y y y y y y y y y y
(ب) ٢٠%	x x x x x x x x x x x x x x x x x x	y y y y y y y y y y

جدول رقم (٣) الأنماط التدريبية الخاصة بالقسمين (أ، ب)-مرحلة التدريب للطور الثاني

(٣-٤-٤) تغايرات(ديناميكية) النموذج وخصائص السكونية(الستاتيكية) للنماذج التقليدية

تتضح الديناميكية أولا في عملية تدريب الشبكة باستخدام عمليات الخوارزمية الجينية بدلا من استخدام خوارزميات التعلم التقليدية كخوارزمية التوالد العكسي. تم استخدام هذا الأسلوب للاستفادة من مزايا دمج الخوارزميات الجينية بالشبكات العصبية للوصول إلى الحل الأمثل بسرعة كبيرة، علاوة على مرونة احتساب دالة الهدف بمعايير التعلم. إضافة لذلك فقد تم استخدام هذه الخوارزمية للابتعاد عن أي نقاط محلية صغرى قد يتم مصادفتها أثناء السير في عملية البحث عن قيم الأوزان المثلى، وبذلك يتم تجاوز مساوئ خوارزمية التعلم التقليدية بشكلها العام.

آلية التعلم تجري عادة في الشبكات العصبية التقليدية بطور تعلم وحيد يتم من خلاله إجراء عملية التدريب للشبكة بتقديم مجموعة من أنماط التدريب للمشكلة المطلوب إيجاد حلا لها. بعد الانتهاء من عملية التدريب، يتم فحص أداء الشبكة باستخدام مجموعة الفحص. في النموذج المقترح تم استخدام أسلوب آخر، اعتمد على تدريب الشبكة الرئيسة ضمن طوري تعلم بدلا من طور واحد ، إضافة لذلك هناك تدريب لشبكة ساندة والتي تزود مخرجاتها لتكون محيزة للشبكة الرئيسة.

معظم الأعمال السابقة تتفق على تصنيف تصميم الشبكة العصبية وعملها مرورا بمرحلتين:- المرحلة الأولى تمثل طور التعلم، وفي المرحلة الثانية يمثل فيها طور الاختبار. في المرحلة الأولى واعتمادا على أنماط التعلم، تنتظم خوارزميات تأقلم الأوزان في وضع آلية لتغيير الأوزان بغية الحصول على قيم مناسبة تجعل من تقارب مفردات الإخراج للإدخال ممكنا بأقل ما يصبى إليه من قيمة خطأ مسموح بها. وبانتهاء هذه المرحلة يحال عمل الشبكة إلى مرحلة الاختبار(

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

المرحلة الاعتيادية لعمل الشبكة). تستغل الشبكة لهذه المرحلة بواقع أوزان ثابتة للتشبيك العام لها، وعلى ذلك يمكن أن تدعى هذه المرحلة بالمرحلة الإستاتيكية(السكونية) من مراحل العمل.

في النموذج المقترح، فتم تناول مرحلتي تعلم بدلا من واحدة، إضافة لمرحلة تدريب شبكة ساندة ، والتي سبق الحديث عنها.

استخدام الخوارزمية الجينية في التدريب

تعتمد الشبكات العصبية في تدريبها على خوارزميات للتدريب، ولعل أكثر الخوارزميات شيوعا في تدريب هذه الشبكات هي خوارزمية التوالد العكسي(Back Propagation Algorithm)، إلا أن هذه الخوارزمية تعاني من عيوب كما سبق الإشارة إليه في فصول سابقة، إضافة أن هذه الخوارزمية تعتمد بدرجة رئيسة على ضرورة أن تكون دالة التحفيز قابلة للاشتقاق، ولحل هذه المشكلة جاءت الخوارزمية الجينية لتكون بمثابة خوارزمية تدريب للشبكات العصبية وتمتاز عن خوارزمية التوالد العكسي بأنها لا تعتمد على ضرورة أن تكون دالة التحفيز قابلة للاشتقاق، وقد أثبتت كفاءتها في تدريب الشبكة العصبية خلال هذا البحث، إذ أنه تم اعتمادها في التدريب لجميع مراحل العمل الذي تم تبنيه في هذا البحث، سواء كان ذلك في تدريب الشبكة الساندة أو تدريب الشبكة الرئيسة للمرحلة الأولى أو المرحلة الثانية، أو غيرها من مراحل العمل المتعددة. ومبدأ عملها في التدريب يتلخص من خلال أن عملية الربط بين كل طبقتين ما هو إلا مصفوفة أوزان، وأن هذه المصفوفات بمجملها تشكل الأوزان التشبيكية بين عصبونات الطبقات المتتالية لتمثل في النهاية كروموسوم في لغة هذه الخوارزمية، يتم بداية توليد مجموعة من الكروموسومات (الحلول) كمجتمع من هذه الحلول بصورة عشوائية لتمثل هذه الأوزان التي ترتبط بين عصبونات الشبكة العصبية. بعد ذلك يتم فحص كل كروموسوم من خلال تزويد الشبكة العصبية بأنماط التدريب التي تم اختيارها وتحديد قيمة موائمته للحل من خلال احتساب مجموع مربعات الفرق التراكمي بين مخرجات الشبكة العصبية الحقيقي والهدف، ليكون هذا الفرق هو قيمة الموائمة لهذا الكروموسوم. نستمر بهذه العملية لكل كروموسوم ولجميع الأنماط وحساب قيمة الموائمة لكل كروموسوم. يلي ذلك عملية ترتيب الكروموسومات حسب قيمة الموائمة من الأصغر للأكبر(بمعنى أي من هذه الكروموسومات أعطى قيمة خطأ قليلة). نستمر بعد ذلك بإجراء العمليات الجينية من التحول(Crossover)، أو الطفرة لتوليد أفراد أكثر موائمة للحل، وتوليد أجيال من هذه الحلول وصولا إلى الحل المناسب الذي يمثل الأوزان التشبيكية التي أدت إلى تدريب الشبكة العصبية بصورتها العامة.

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

(٣-٥)فحص أداء الشبكة

بعد إتمام مهام التدريب يكون بالإمكان فحص أداء الشبكة بشكل عام وإمكانية التعميم فيها بشكل خاص. حيث تعتمد الشبكة العامة والمبينة في الشكل رقم (١٦) يتم لهذا المهمة تلقيم المدخلات و استخلاص المخرجات. وكما هو معروف بأن القيم التربيعية للخطأ بين المخرج الحقيقي تم اعتماده في معظم المقترحات المقدمة كما هو الحال في العمل الحالي، ويمكن توضيحها بالعلاقة الرياضية التالية :-

$$E = \sum_{i=1}^{i=n} (Ot_i - Od_i)^2 \quad \text{.....(8)}$$

حيث تمثل E قيمة الخطأ الناتج عن مجموع مربعات الفرق بين المخرجات الحقيقية للشبكة والمخرجات الهدف لها.

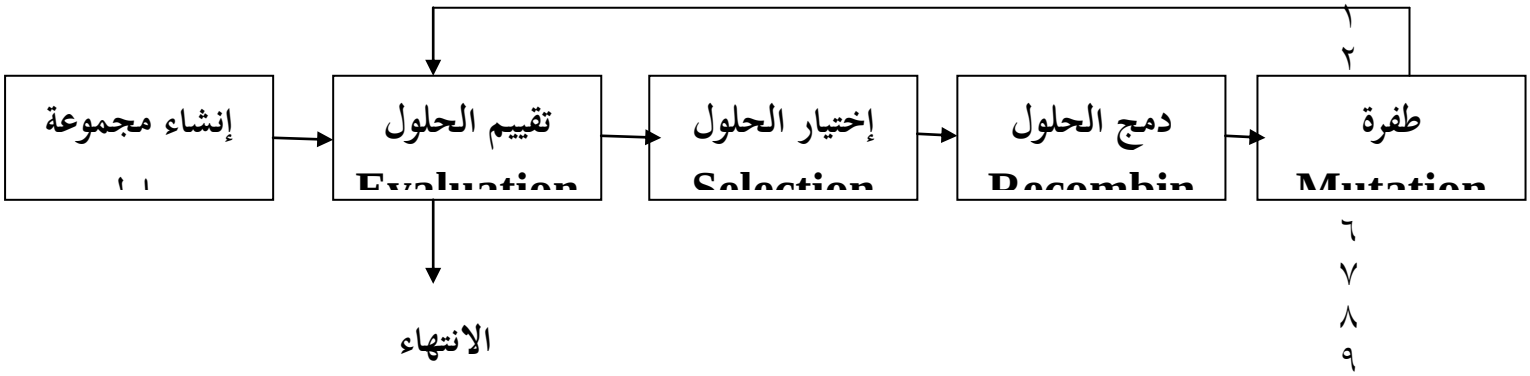
(٣-٦)خوارزمية التدريب

تم اعتماد خوارزمية للتدريب هي أيضا مستوحاة من الشبكات العصبية الحيوية، وهي الخوارزمية الجينية ويتلخص مبدأ عملها بأنها خوارزميات ذات تكرار وعشوائية وتعمل على مجموعة من الأفراد(السكان). كل فرد يُمثّلُ حَلّ محتمل إلى المشكلة المطلوب إيجاد حل لها. هذا الحَلِّ مكتسبا بواسطة تَشْفير / يُترجمُ آلياً. يتم توليد السكانُ بشكل عشوائي،و كل فرد من الأفراد يكون له تقييم بناء على دالة الموائمة(Fitness Function) على اعتبار أنها مقياس للفرد فيما يتعلق بالمشكلة قيد الدراسة. هذه القيمةِ تمثل معلوماتُ كمّيةُ والتي تساعد الخوارزميةَ لتَوجيه البحثِ. تعتمد هذه الخوارزمية على عمليات الاختيار، والتحول، والطفرة. البديل عادة بأجيالِ الأفرادِ الجدّدِ.

بشكل حدسي تمضي هذه الخوارزمية بخَلْق الأجيالِ المتعاقبةِ الأفضل فالأفضل من الأفراد من خلال تطبيق عمليات بسيطة جدا. يوجه البحث اعتمادا على قيمة الموائمة لكل فرد من أفراد المجتمع، هذه القيمةِ تُستَعملُ لتَصنيف الأفرادِ بالاعتماد على ملائمتِهم النسبيةِ للمشكلةِ المطلوب حلها. تمثل المشكلة دالة الملائمة، بينما لكل فرد من الأفراد قيمة ملائمة.

يمكن توضيح ذلك بالشكل (١٧) (Grornoos, 1998) :-

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com



شكل رقم (١٧) دورة حياة الحلول في الخوارزميات الجينية(Grornoos, 1998)

www.manaraa.com

الفصل الرابع:- محاكاة المقترح

(٤-١) مقدمة

من المعروف أنه لاستخدام أي شبكة عصبية تنتظم أنماط الترابط بين الإدخال والإخراج بمجموعة من المدخلات وأخرى من المخرجات والمستهدفة في عملية الربط من خلال الهيكلية. تختلف أعداد الأنماط التدريبية من تطبيق لآخر، وبما تيسره التجارب للحصول عليها. فهي بذلك غير محددة ويمكن اعتبارها عشوائية، كما تتجسد في تلك التطبيقات نسب متباينة من عدد الأنماط بمثابة أنماط فحص. بشكل عام ومن خلال دراسة العديد من التجارب تم اعتماد نسبة ٨٠% من الأنماط بمثابة أنماط تدريب (٦٠% أنماط تدريب، ٢٠% أنماط تعميم)، بينما تم اعتماد ما نسبته ٢٠% من الأنماط بمثابة أنماط فحص.

تجدر الإشارة هنا إلى أن أهم المشاكل التي تواجه الباحثين والدارسين في مجال الشبكات العصبية هو إيجاد مجموعة التطبيقات التي يمكن فحص الخوارزميات أو الدراسات الجديدة باستخدامها، وبالتالي استلزم وجود عدد من التطبيقات الخاصة القياسية المعتمدة تعتبر بمثابة مجموعات تدريبية لهذه الشبكات وهي بيانات ذات موثوقية من قبل مراكز البحث وهيئات علمية لتكون بمثابة أنماط تدريبية قياسية يتم استخدامها في الدراسات المختلفة .

في هذا المبحث تم استخدام مجموعة من التطبيقات المستخدمة في العديد من الدراسات والبحوث، والتي تم الحصول عليها من مراكز معتمدة، وهي تطبيقات من النوع المستخدم في الحياة، كما تم أيضا بناء مجموعة تدريبية بصورة ذاتية من خلال استخدام بعض الدوال الرياضية وإيجاد العلاقة بين المدخلات والمخرجات حسب نوع الدالة المستخدمة.

(٤-٢) بنية محاكاة النموذج المقترح

تم استخدام لغة البرمجة (MATLAB) في بناء النموذج المقترح، حيث تم بناء مجموعة من البرامج، استهدفت تنفيذ هذا المبحث، سواء كان في عملية التصميم، أو نهج التعلم أو غيره من العمليات اللازمة لإنجاز هذا العمل. تم اعتماد برنامج لتصميم هيكلية لشبكة تقليدية ، إضافة لنهج تدريبي باستخدام خوارزمية التدريب الجينية (Genetic Algorithm)، وتحديد متغيرات لهيكلية الشبكة بشكل عام ، والتي تتضمن عدد الطبقات، وعدد العصبونات(Neurons) لكل طبقة، إضافة لمتغيرات الخوارزمية الجينية ، والتي يتحدد بها قيمة الخطأ المراد الوصول إليه أو بقيمة خطأ أقل منه ضمانا للوصول للحل المنشود، إضافة لذلك، يتم تحديد عدد أفراد المجتمع (Population Size) والذي يتم فيه إنشاء الحلول المبدئية (Initial Solutions)، كما تتضمن عدد الأجيال الذين يتم توليدهم لغاية الوصول للحل، كأحد شروط التوقف لغاية الوصول له، والعمليات الجينية المختلفة،

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

كعمليات التحول(Crossover)، وكذلك عمليات الطفرة (Mutation)، ويتضمن البرنامج الرئيس لتصميم وتدريب الشبكة التقليدية مجموعة من الدوال، بحيث تؤدي كل دالة من هذه الدوال عملها بصورة مستقلة أو تتضمن دوال أخرى ذات علاقة مباشرة فيها، وسوف يتم إيجاز العمل في تدريب الشبكة التقليدية على النحو التالي:-

١- يتم تحديد أو تعريف هيكلية الشبكة التقليدية من خلال تبيان عدد الطبقات، طبقة الإدخال والطبقات المخفية وعدد عصبونات كل طبقة

$$nstruct = \begin{bmatrix} n \\ n_1 \\ n_2 \\ . \\ . \end{bmatrix}$$

حيث تشير n إلى عدد الطبقات بهيكلية الشبكة، n_1,n_2 عدد نيرونات الطبقة١، والطبقة٢ بالترتيب

٢- تحديد متغيرات الخوارزمية الجينية :-

- Error
- Mutation Ratio
- Number of Generations
- Population Size

٣- تحديد أنماط الإدخال ضمن ملف لقراءتهم Inpatterns

Inpatterns=

I	I	I
….	I	I
I	I ….	I

P_1=pattern1، p_2=pattern2… etc

٤- تحديد أنماط الإخراج أيضا يتم قراءتهم من ملف

Outpatterns =

O O	O ….	
	O	
O O	O….	

مع ملاحظة أنه ليس من الضروري أن يكون عدد المخرجات يساوي عدد المدخلات. حيث يتم تزويد الشبكة بنمط الإدخال وما هي مخرجاته المتوقع الوصول إليها بأقل خطأ ممكن.

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

٥- توليد مجتمع حلول ممثلا بما يسمى بالكروموسومات يتضمن كل كروموسوم مجموعة من القيم ، والتي هي بمثابة أوزان توصيلية بين عصبونات الطبقات الكلية والتي يتم احتسابها من العلاقة التالية :-

طول الحل = (عصبونات الطبقة الأولى X عصبونات الطبقة الثانية+عصبونات الطبقة الثانية)+ (عصبونات الطبقة الثانية X عصبونات الطبقة الثالثة+عصبونات الطبقة الثالثة)+ .....+ (عصبونات الطبقة قبل الأخيرةX عصبونات الطبقة الأخيرة + عصبونات الطبقة الأخيرة).

مثال : - ليكن لدينا هيكلية شبكة عصبية مكونة من ثلاث طبقات : تتضمن الطبقة الأولى ٤ عصبونات ، والطبقة المخفية من ٣ عصبونات، و٢ عصبون في طبقة الإخراج .

طول الحل = (٤X ٣+٣)+(٣ X ٢+٢) = ١٥+٨= ٢٣

أي أن طول الكروموسوم =٢٣

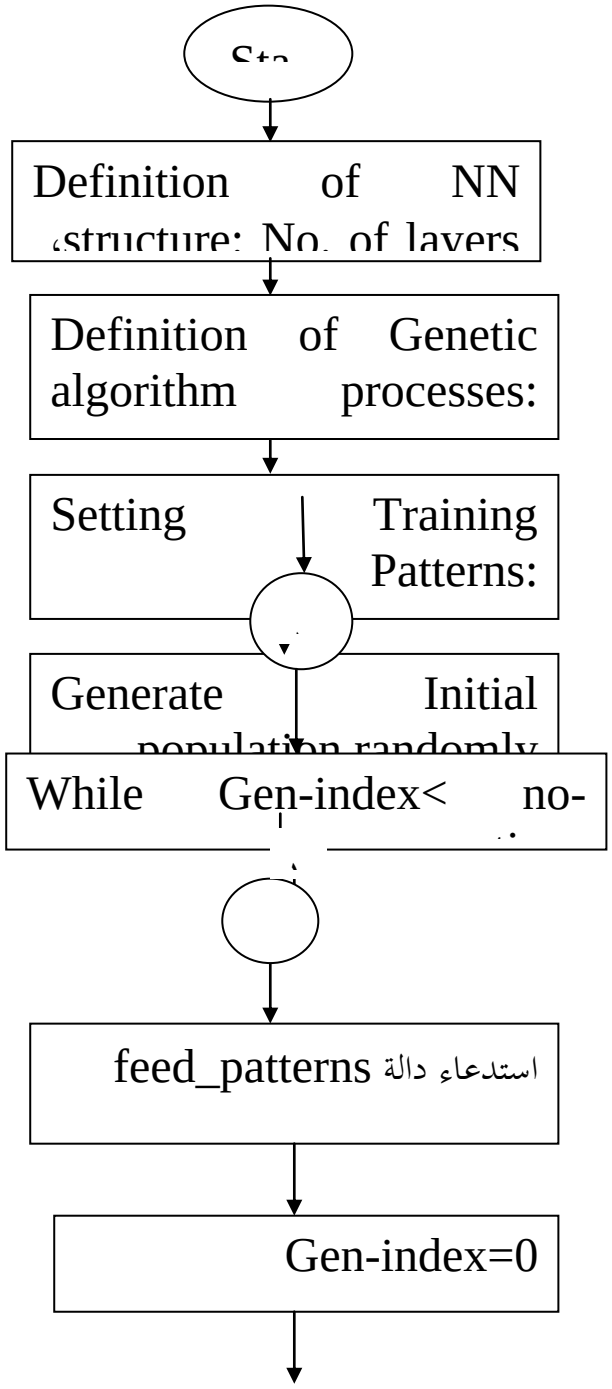
٦- استدعاء دالة feed_ patterns من قبل البرنامج الرئيسي بحيث يتم تزويدها بهيكلية الشبكة العصبية، ومجتمع الحلول، وأنماط الإدخال والإخراج. يتم في هذه الدالة سحب كروموسوم ١ من خلال القيم التي يتضمنها (الأوزان) التي يحملها ، بحيث يتم استدعاء دالة أخرى هي apply_structure ، ويتم فيها سحب الأنماط، بحيث يتم تغذية النمط الأول بمدخلاته ومخرجاته، ليتم بعد ذلك حساب قيمة خطأه من خلال استدعاء دالة أخرى هي apply_pattern التي يتم فيها احتساب قيمة الخطأ لهذا النمط بتطبيق القاعدة $Error = O_t - O_p$، وتستمر هذه العملية لجميع الأنماط بحيث يتم جمع قيمة الخطأ التراكمية من خلال تطبيق جميع الأنماط على هذا الكروموسوم ليكون ذلك بمثابة قيمة الملائمة له ويتم حفظه في الصف الأخير من الكروموسوم، تعاد المحاولات لباقي الكر وموسومات بتطبيق الأنماط جميعا على كل كروموسوم، واحتساب قيمة الخطأ التراكمي لكل واحد من الكر وموسومات ، والذي يطلق عليه أيضا فرد من أفراد الحلول، مع ملاحظة أنه يتم ترتيب الكروموسومات وفقا لقيمة دالة الموائمة من الأصغر للأكبر تبعا للقيمة التي تم حفظها في الصف الأخير من الكروموسوم.

٧- يتم استدعاء دالة التحقق من الحل check_learned ، التي يتم فحص محتوياتها ، والتي تتضمن مؤشر يبين مدى تحقق الحل أم لا، إذا تحقق الحل يتم حفظ فهرس للكروموسوم الذي حقق الحل، ليكون هو المطلوب بالأوزان التي يتضمنها. وإلا يتم في هذه الحالة استدعاء دالة توليد أجيال أخرى للحلول وهي generate_offspring والتي يتم فيها إجراء العمليات الجينية من تحول وطفرة وغيرها ويتم إعادة الخطوة السادسة إلى أن نحصل على خطأ تراكمي أقل من أو يساوي الخطأ المحدد في البرنامج ، أو قد نصل إلى عدد الأجيال الذي سبق تحديده ضمن البرنامج

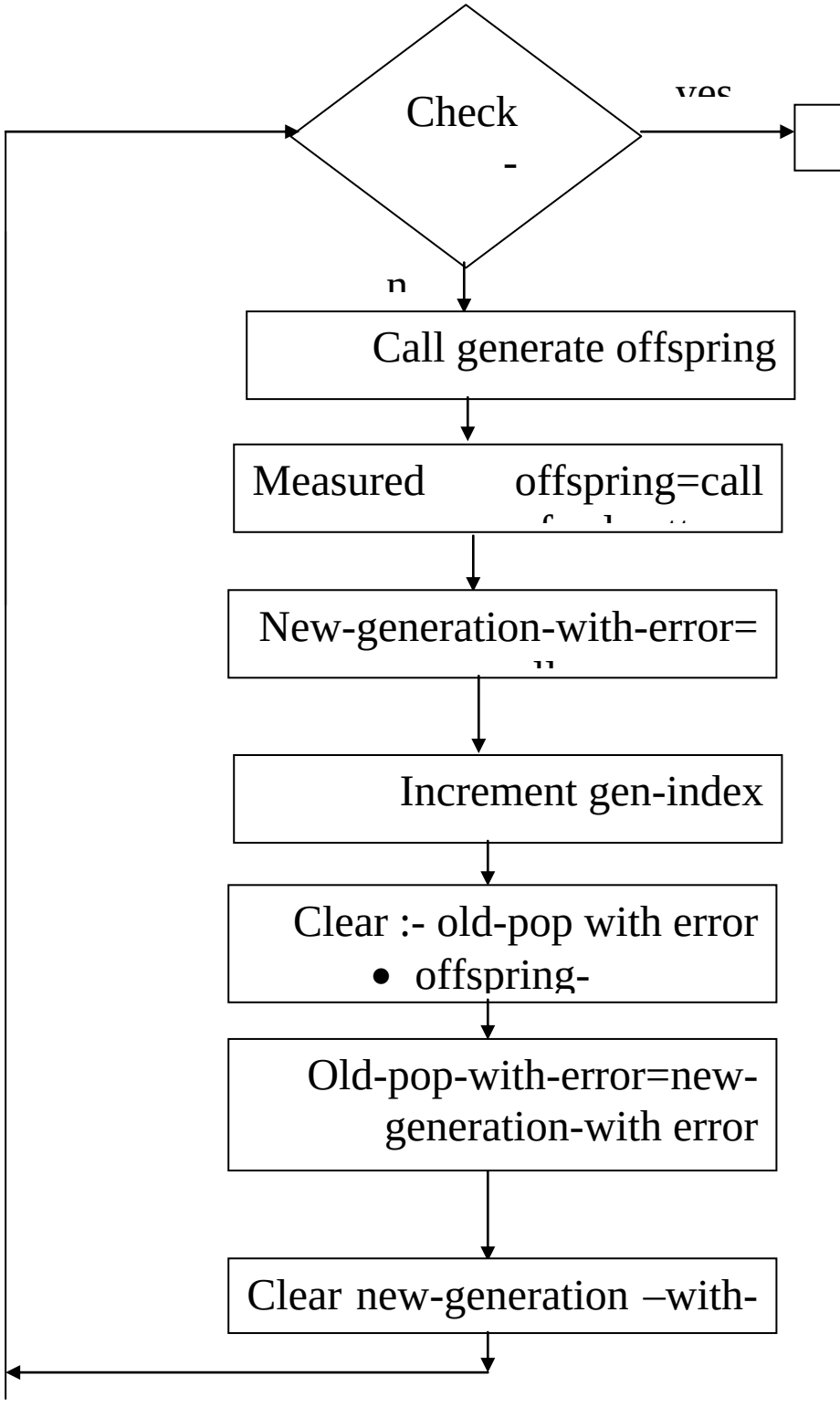
المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

أيضا ، لكن بدون الوصول إلى حل ، مما يستدعي دمج المجتمع الأول والثاني ، ليصار إلى إجراء العمليات السابقة من جديد.

٨- عند الانتهاء من التدريب نكون قد حصلنا على الحل الأمثل من مجموعة الحلول التي تم توليدها عشوائيا والناتج من تدريب هذه الشبكة بحيث يتم حفظه في ملف يسمى structure_file.mat ، يحفظ هذا الملف الأوزان التي أدت إلى تدريب الشبكة العصبية التقليدية، ويمكن توضيح آلية التدريب للشبكة التقليدية بمخطط انسيابي كما في الشكل رقم(١٨)



www.manaraa.com



شكل رقم (١٨) مراحل تدريب الشبكة التقليدية

www.manaraa.com

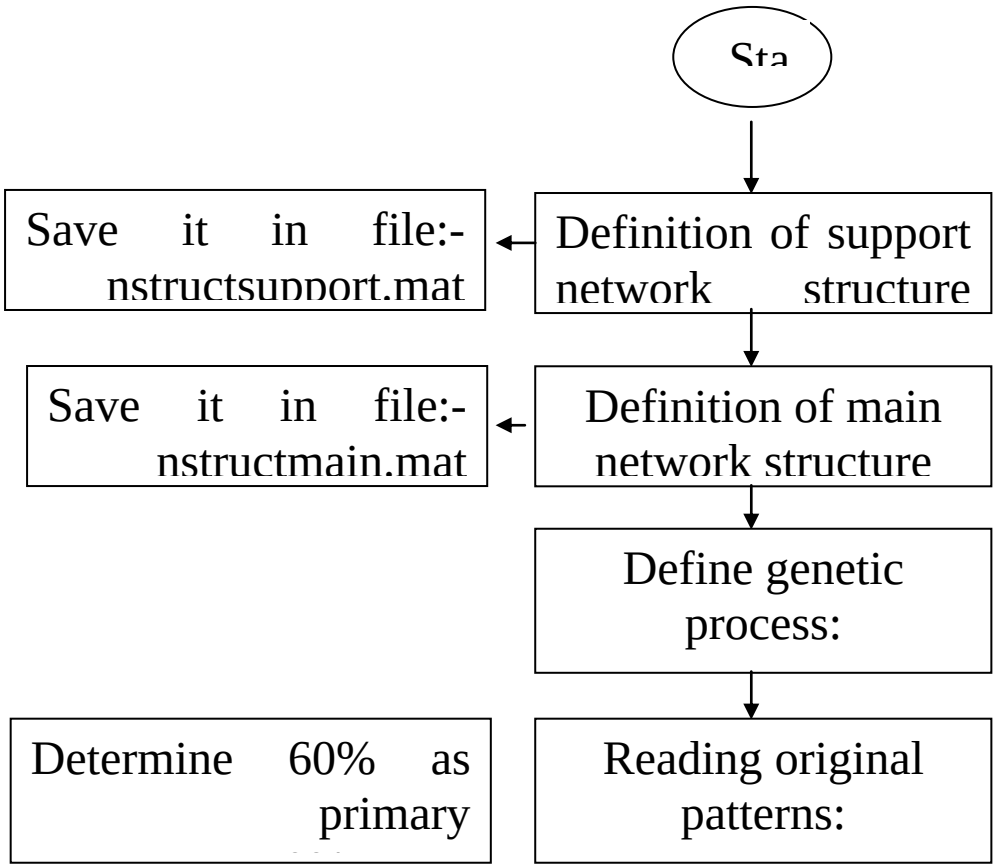
بعد عملية التدريب للشبكة العصبية يتم بعد ذلك مرحلة فحص الأنماط لغايات التعميم.
هذه العملية تتم من خلال تنفيذ برنامج feed forward program والذي تكون مدخلاته يتحدد فيها هيكلية الشبكة ، والأوزان التي تم الحصول عليها بمثابة الحل الأنسب والناتج من تدريب الشبكة العصبية، بالإضافة إلى أنماط الإدخال ليتم تخزين النتيجة في الملف Actual_output.mat.

(٤-٢-١) المرحلة الثانية من العمل Second Stage of Work

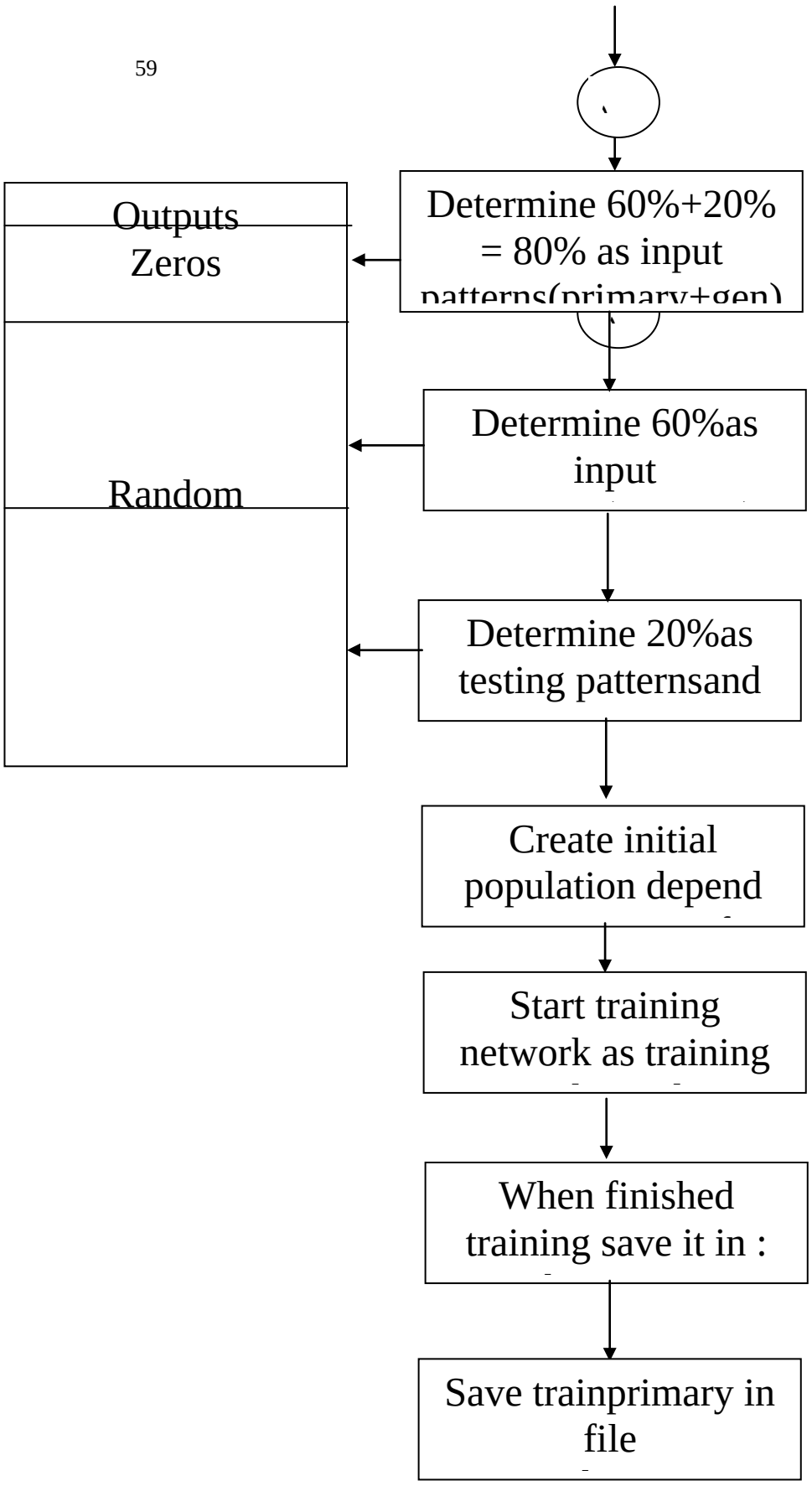
المرحلة الثانية تتضمن أربعة مراحل متعددة من التدريب بالإضافة لمرحلة الفحص سوف يتم تناولها خلال الآتي:

(٤-٢-٢) تدريب الشبكة الساندة Support Network Training

في هذه المرحلة يتم تدريب هذه الشبكة لغاية تزويد الشبكة الرئيسة بعصبونات التحييز للطبقات المخفية، ولتنفيذ ذلك تتطلب الشبكة بعض المدخلات تمهيدا لإجراء عملية التدريب يمكن توضيحها كما هو مبين في الشكل رقم (١٩)



المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

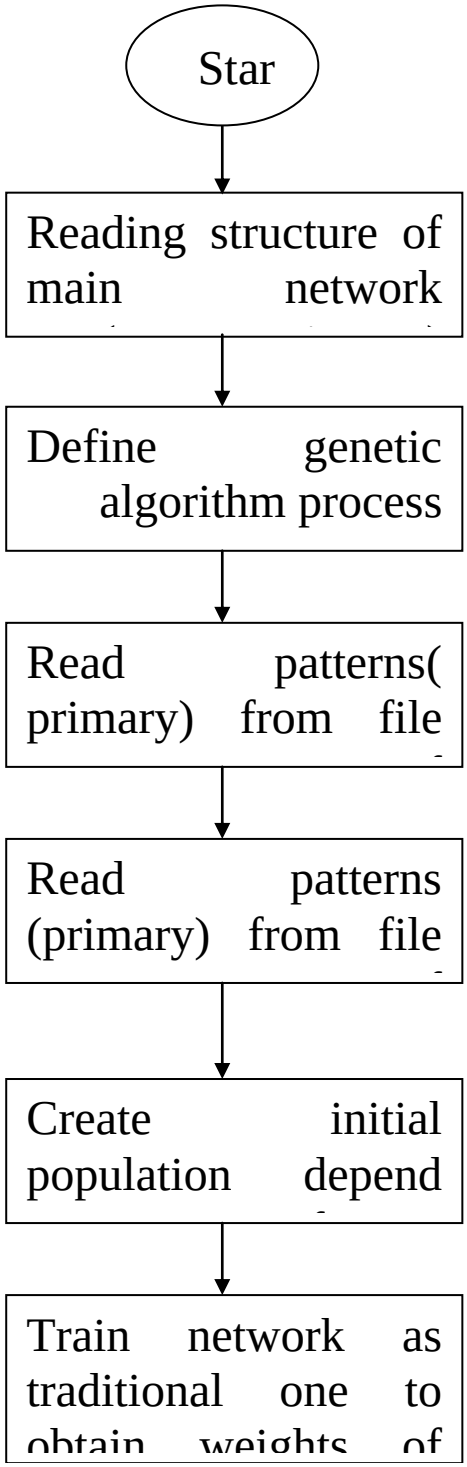


شكل رقم (١٩) مراحل تدريب شبكة الإسناد

www.manaraa.com

(٤-٢-٣) تدريب الشبكة الرئيسة (الطور الأول) Main Network Training(phase one)

يمكن تلخيص هذه المرحلة كما هو مبينا في الشكل رقم (٢٠)

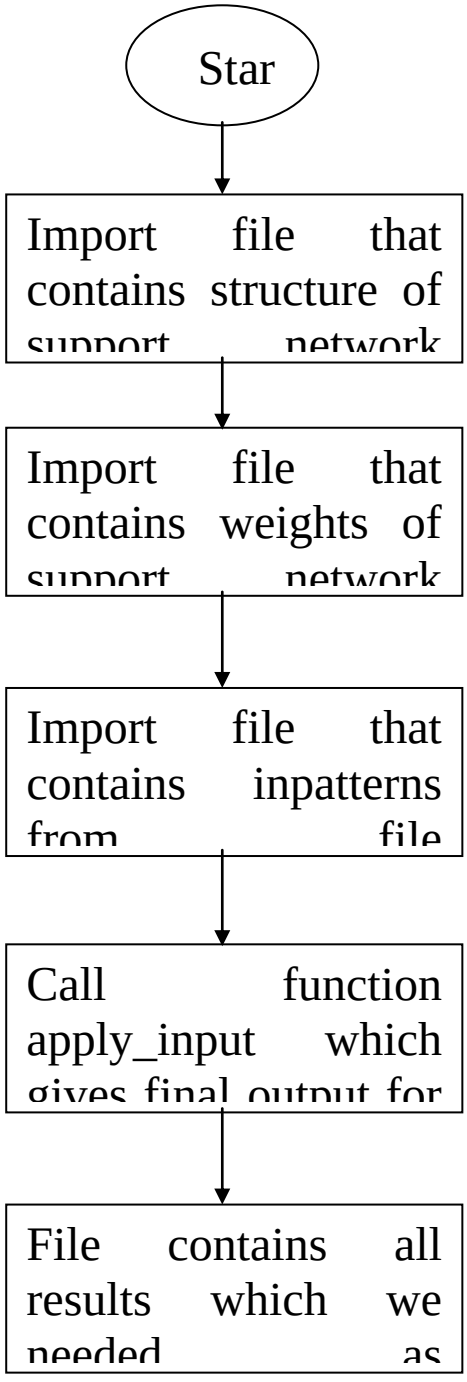


شكل رقم (٢٠) مراحل تدريب الشبكة الرئيسة للطور الأول

www.manaraa.com

(٤-٢-٤) تدريب شبكة توليد عصبونات الانحياز Biases Generator Network Training

لكي يتم تدريب هذه الشبكة لا بد من توافر مجموعة من الملفات التي تحتاجها لإتمام العمل يمكن توضيحها كما في الشكل رقم (٢١)

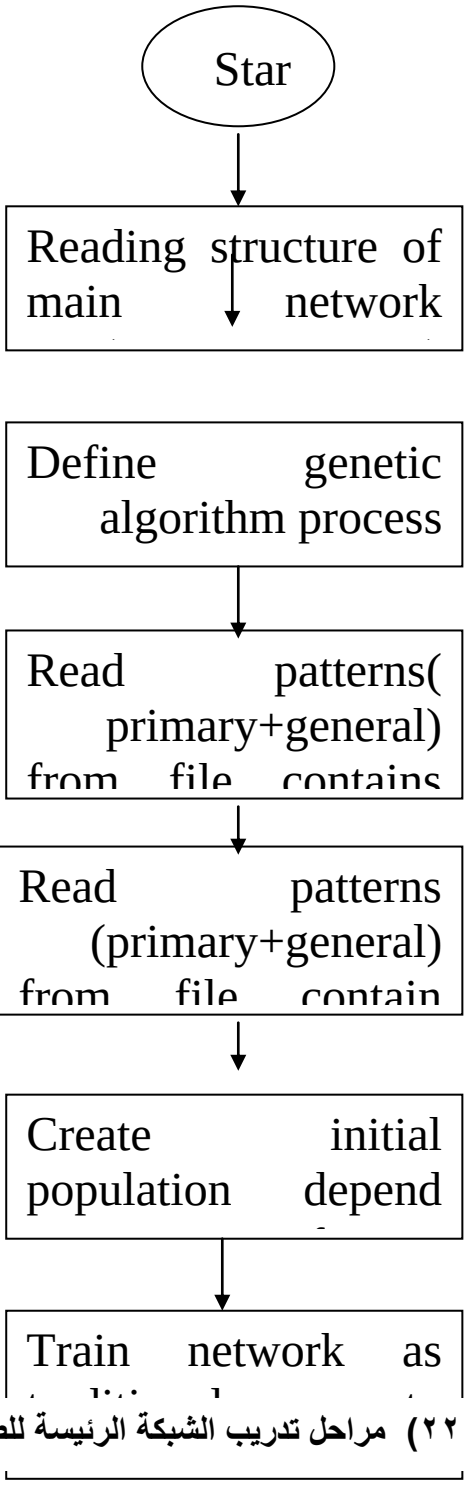


شكل رقم (٢١) مراحل تدريب شبكة مولدة العصبونات المحيزة

www.manaraa.com

(٤-٢-٥) تدريب الشبكة الرئيسة (الطور الثاني) Main Network (phase two)

تتضمن هذه المرحلة من التدريب الخطوات الأساسية والتي يلخصها الشكل رقم (٢٢)

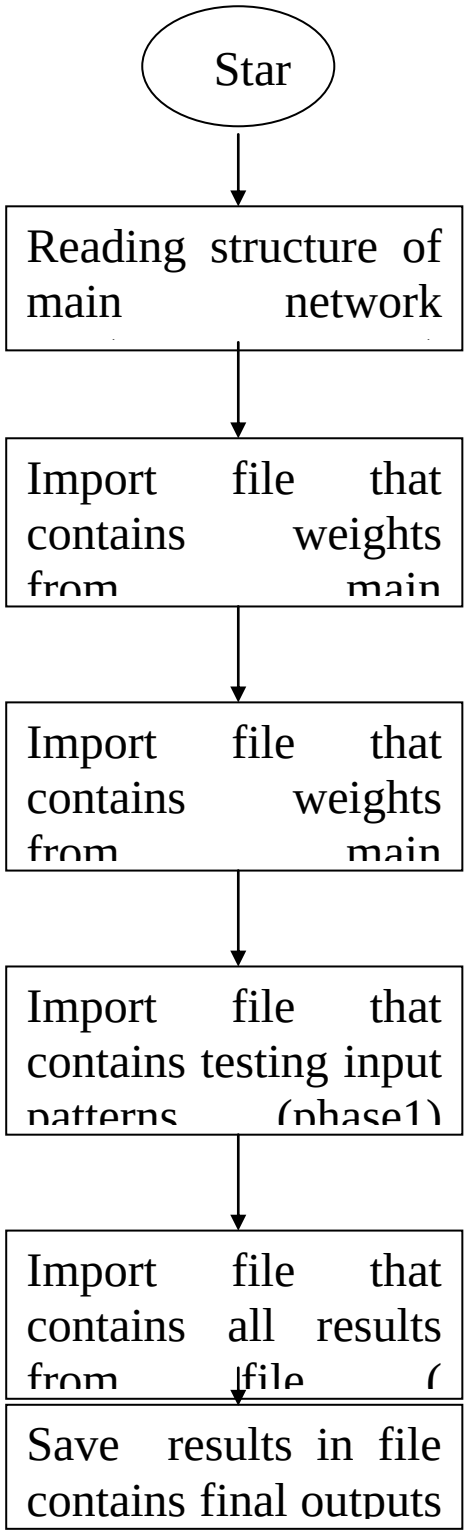


شكل رقم (٢٢) مراحل تدريب الشبكة الرئيسة للطور الثاني

www.manaraa.com

(٤-٢-٥) مرحلة فحص الشبكة لأنماط الفحص Network Test for Testing Patterns

هذه المرحلة تعتبر المرحلة الأخيرة من مراحل العمل حيث تشابه مرحلة الفحص في الشبكة التقليدية والملفات التي تحتاجها هذه المرحلة تتلخص في الشكل رقم (٢٣)



شكل رقم (٢٣) مرحلة فحص الشبكة

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

(٤-٣) نتائج التطبيقات Application Results

تم الاعتماد على مجموعة من الأمثلة والتطبيقات من مراكز بحث معتمدة وهيئات علمية قياسية، وسوف يتم تناولها خلال الآتي:-

- المثال الأول :- الدوال Functions تم اعتماد مجموعة من الدوال وعددها أربع دوال ذات متغيرين Y،X ، بحيث يتم تدريب الشبكة العصبية على مجموعة من الأنماط التي تم اختيارهم بقيم محصورة بين (٠-١)، وعدد الأنماط الكلي هو (٨٠) نمط، وسوف يتم بيان النتائج المترتبة على تدريب هذه الدوال بالشبكة التقليدية والنموذج المقترح على النحو التالي:

الجدول رقم (٤) جدول الدوال التالية :-

1-exp (x+y)

2-exp (-(x+y))

3-sin(x+y)

4-rnd

الدوال								
عدد الأنماط	دالة التحفيز	نسبة الطفرة	نسبة الاختيار	طول الحل	عدد الأجيال	عدد خلايا طبقة الإخراج	عدد الخلايا المخفية	عدد خلايا طبقة الإدخال
٨٠	سيجمود	٢٠	٨٠	٤٢٤	٣٠٠	٤	٤٠	٢

جدول رقم (٤) بيانات هيكلية الشبكة والمتغيرات للخوارزمية الجينية لمثال الدوال

- المثال الثاني – استخدامات الكهرباء Electricity Usage

تم الحصول على البيانات من مراكز علمية ذات اهتمام بالبيانات اللازمة لتدريب الشبكات العصبية

استخدامات الكهرباء Electricity Usage								
عدد الأنماط	دالة التحفيز	نسبة الطفرة	نسبة الاختيار	طول الحل	عدد الأجيال	عدد خلايا طبقة الإخراج	عدد الخلايا المخفية	عدد خلايا طبقة الإدخال
٥٥	سيجمود	٢٠	٨٠	١٤٣	٣٠٠	١	٢٣	٢

جدول رقم(٦) بيانات هيكلية الشبكة والمتغيرات للخوارزمية الجينية

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

جدول رقم (٥) بيانات هيكلية الشبكة والمتغيرات للخوارزمية الجينية لمثال استخدامات الكهرباء

المثال الثالث – مزرعة العنب **Vineyard**

مزرعة العنب Vineyard								
عدد الأنماط	دالة التحفيز	نسبة الطفرة	نسبة الاختيار	طول الحل	عدد الأجيال	عدد خلايا طبقة الإخراج	عدد الخلايا المخفية	عدد خلايا طبقة الإدخال
٥٢	سيجمود	٢٠	٨٠	٢١٩	٣٠٠	١	٢٩	٢

جدول رقم(٦) بيانات هيكلية الشبكة والمتغيرات للخوارزمية الجينية لمثال مزرعة العنب

المثال الرابع –المزاليج Bolts

المزاليج Bolts								
عدد الأنماط	دالة التحفيز	نسبة الطفرة	نسبة الاختيار	طول الحل	عدد الأجيال	عدد خلايا طبقة الإخراج	عدد الخلايا المخفية	عدد خلايا طبقة الإدخال
٥٢	سيجمود	٢٠	٨٠	٢١٩	٣٠٠	١	٥٠	٢٢

جدول رقم(٧) بيانات هيكلية الشبكة والمتغيرات للخوارزمية الجينية لمثال المزاليج

ويمكن تلخيص النتائج النهائية كما هي في الجدول رقم (٨)ليتم تضمينها بالجدول التالي:–

خطأ شبكة النموذج المقترح(Ep)	خطأ الشبكة التقليدية(Et)	**الأمثلة**
1.8529	**2.7781**	**المثال الأول**
0.0510	**0.1048**	**المثال الثاني**
0.0756	**0.0840**	**المثال الثالث**
1.2152	**2.9203**	**المثال الرابع**

جدول رقم(٨) النتائج النهائية التي تبين أخطاء كلا من الشبكة التقليدية والمقترحة

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

من خلال التحليل للجدول النهائي للنتائج والتي تضمنها الجدول السابق، نلاحظ أن قيمة الخطأ الناتجة من النموذج المقترح (Ep) أقل من الخطأ للشبكة التقليدية (Ec) ، مما يشير للنتائج الإيجابية التي تم الحصول عليها من استخدام هذا النموذج والذي سبق الحديث عنه خلال الفصول السابقة.

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

الفصل الخامس -الاستنتاجات وخطط العمل المستقبلية

(٥-١) الاستنتاجات

من خلال ما تقدم في فصول الوثيقة، فقد تم تدارس إحدى أهم القابليات التي تتمتع بها الشبكات العصبية بل هي بمثابة الإمكانية التي سوغت استخدام الشبكات العصبية في التطبيقات المختلفة لما يتجسد من خلالها الأسس الذكية للإنسان. تباينت طروحات العلماء في الجانبين الرئيسيين في الدراسات ذات الشأن بوضع وصف دقيق وتطبيقي لهذه القابلية وعليه فقد اخذ بنظر الاعتبارات كل ما ذهب إليه علماء النفس في تفسير هذه السلوكية الذكية وهكذا الحال من جانب علماء الذكاء الاصطناعي و مصممي الخوارزميات الخاصة بالأنظمة المتأقلمة والخاصة بالشبكات العصبية. من خلال هذه الجوانب المختلفة تم ترسيخ فكرة رئيسية بررت خطوات التصميم المقدم للنظام المقترح في هذه الرسالة.

مفاد الفكرة هو أن معظم الدراسات اعتمدت بناءاً للشبكات الذي اعتبرته هذه الدراسة غير متناسب لاحتواء الإمكانية الذكية للتصميم، فهذه النماذج للبناءات قد تكون مناسبة لتجسيد نظرية الاقتران الشرطي البسيط ولكنها لا تترجم ما ذهبت إليه نظريات المعرفة الأعلى مرتبه في وصف نمو السلوكيات المعرفية للإنسان .

وبين هذه الطيات فقد قدم المقترح على أساس محاولة في تقريب المفاهيم مابين علماء النفس من جهتهم وطروحات النماذج للشبكات العصبية غاية لتمثيل الإمكانية وفحص أداءها .

المبدأ العام الذي يمكن استنتاجه من أطوار تهيئة الشبكات التقليدية تطويران أساسيين هما، التعلم وتوليد المخرجات. في طور التعلم يكون النموذج تغايراً بالنسبة للأوزان ، بينما تكون هذه الأوزان ثابتة غير متغيره في الطور الثاني. هذا الاستنتاج قد يكون بعيدا عن وصف السلوكيين في أن الإخراج المتولد من الإنسان في احتواء التعميم لا يعني وصفا مباشر لاستخراج بياني ولكنه يمثل معالجة بيانية تضفي معنى التفكير في مستوياته الأدنى على الأقل. هكذا كان ذلك بمثابة الدافع الرئيسي وراء إحالة الطور الثاني لتوليد المخرجات إلى نمط تغايري لكي يضفي النموذج المقترح تغايرا بأطواره المختلفة ولا يوجد طور ثابت لاستخلاص البيانات.

كما يراد من هذا النموذج أن يتفق مع الطروحات التي تفيد بان التعميم هو قابليه يتمكن بها الكائن الحي من الحصول عليها من خلال التعلم وهي بذلك ليست ناتجا عرضيا مقترنا بنمو الارتباط للشبكات التقليدية. ولذلك كان لهذا الجانب الدور الكبير في تمييز أطوار التعلم التي تطلب إليه النموذج المقدم كما تم بيانه في الفصل الثالث بما يخص نهج التعلم ومراحله المختلفة .

وفي الحقيقة يمكن الإشارة إلى أن النموذج المقترح للشبكة العصبية هو نتاج الفلسفة السلوكية و الوظيفية معا والتي توظف الإجراء كلا حسب طبيعة نتاجات خاصة بالجانبين.

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

باعتماد هذا النموذج فقد تم الحصول على نتائج فصلت حيثياتها المختلفة في الفصل الرابع وهي نتائج اقرب إلى السمات الذكية منها من الشبكات التقليدية حيث يمكن إسناد تلك النتائج إلى صلاحية النموذج عند الاحتكام إلى مستوى النتاجات المقدمة.

(٥-٢)- خطط العمل المستقبلية.Future Works

من خلال الشروع بالعمل الحالي ومن ثم الدخول في تفاصيل بناء النموذج المقترح وكل ما يتعلق في عملية نمذجته وبرمجته كان من الممكن تلخيص الخطط كما يلي:-

٦- من الضروري الإشارة بأن الأمثلة التي تم استخدامها دون شك عامه وذات مناسبة جعلت من أمرها مرجعا لأغراض التطبيق والمقارنة وما يطمح إليه العمل الحالي هو إحالة التجربة لبيانات ذات صنوف معرفه و تباين أقل صنف منها من خلال الأنماط الممثلة.

هذا بطبيعة الحال سوف يمكن الاستعاضة عن إناطة الأرقام العشوائية للأنماط (في طور تعلم الشبكة الساندة) يقيم تجمع أنماط الصف برقم واحد. وهذا من شأنه أن يبرز المواضع المختلفة للتصنيف والارتباط معا كما أريد له في هذا النموذج.

٧- محاولة إعادة النظر في دراسة استجابة الشبكة من المستويين (نشط وغير نشط) إلى الاستجابة الحقيقية للعصبونات ومتابعة كل التغايرات الممكنة من جمع المخرجات. فمن دراسة الجانب البيولوجي فقد تبين إن الشبكات العصبية هي تجريد ذو بعد عال مما يتميز به النظام البيولوجي للتشبيك العصبي. وبذلك فقد تكون هذه محاولة أكثر تقاربا للأنظمة الحقيقية وأكثر بعداً للتجريد الممثل لأساس النمذجة.

٨- ايلاء أهميه للجانب البرمجي ودراسة واقع الأداء البرمجي لما يمكن من تطوير كفاءته. فمن خلال تجربة النظام وفقا للبناء البرمجي المعتمد على تجزئة البرنامج الرئيس للوظائف المختلفة . وعلى الرغم من اعتماد حواسيب ذات سرعات مقبولة فقد كان التوظيف للخوارزمية الجينية الذي أدى بدوره إلى استهلاك وقت حجم العديد من خطط الطموح لتبني العديد من الأمثلة ودراستها.

٩- العمل على تنفيذ البرامج في حواسيب سريعة تمكن من إجراء العديد من التعديلات المناسبة حال الحصول على الاستجابة. فمن خلال البحث لم يكن بالإمكان الحصول على حاسبات عملاقة ذات طاقات عاليه لغرض استخدامها وهذا ما فرض استخدام الحاسبات الشخصية للحقل التجريبي الاختباري للنظام.

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

قائمة المراجع

المراجع باللغة العربية :

١. أبو جادو، صالح محمد علي، **علم النفس التربوي**، ط٢، دار المسيرة للنشر والتوزيع، عمان-الأردن، ٢٠٠٠

٢. الزغول، عماد عبد الرحيم، **مبادئ علم النفس التربوي**، ط٢، دار الكتب الجامعي، العين-الإمارات، ٢٠٠٢

٣. كراجة، عبد القادر، **القياس والتقويم في علم النفس**، ط١، دار اليازوري العلمية، عمان-الأردن، ١٩٩٧

٤. أبو محفوظ ، إسماعيل، **تقييس التعميم لشبكات التغذية الأمامية ودعم الأداء في الشبكات العصبية**، رسالة ماجستير، جامعة آل البيت، الأردن، ٢٠٠٥

٥. نشواتي، عبدا لمجيد، **علم النفس التربوي**، ط٥، دار الفرقان للنشر والتوزيع، عمان، ١٩٩٠ م.

٦. الشرقاوي ، أنور محمد، **التعلم نظريات وتطبيقات**، ط٥، مكتبة الانجلو المصرية ، ١٩٩٨ م.

٧. قطامي، يوسف، **سيكولوجية التعلم والتعليم الصفي**، دار الشروق للنشر والتوزيع، عمان-الاردن، ط١، ١٩٩٨م.

٨. حمدان، محمد زياد، **الدماغ والإدراك والذكاء والتعلم، دار التربية الحديثة**، عمان-الاردن، ١٩٨٦م.

٩. عويضة، كامل محمد محمد، **علم نفس النمو**، دار الكتب العلمية، بيروت-لبنان، ط١، ١٩٩٦م.

١٠. ناصف، مصطفى، **نظريات التعلم**، دراسة مقارنة، المجلس الوطني للثقافة والفنون، الكويت، ١٩٩٠م.

١١. حافظ، إبراهيم، وآخرون، **علم النفس التربوي**، تاليف آرثر جيتس وآخرون، كتاب مترجم، ط٣، مكتبة النهضة المصرية، القاهرة، ١٩٥٨م.

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

المراجع باللغة الإنجليزية

1. Benjamin, w., and Fellow, **Generalization and Generalizability Measures**, IEEE Transactions On Knowledge And Data Engineering, Vol 11, No.1, pp. 175-186, January/February, 1999.

2. Bishop, C., **Neural Networks for Pattern Recognition**, Clarendon Press, Oxford, 1995.

3. Calabretta, R., and Ferdinando, A., and Parisi, D., **Eclogical Neural Networks for Object Recognition and Generalization,** Neural System and Artificial Life Group, Institue of cognitive sciences and Technologies National Research Council, Rome, 2004.

4. Drucker, H., Le Cun, Y., **Improving Generalization Performance Using Double Backpropagation**, IEEE Transaction, vol. 3, NO. 6, pp. 991-997, 1992.

5. Elman, L., **Generalization from Sparse Input**, Annual Meeting of the Chicago Linguistic Society (2003), University of California, San Diego.

6. Engelbrecht, A., **Sensitivity Analysis for Selective Learning by Feed forward Neural Networks**, fundamenta Informaticae, South Africa, 2001.

7. Fausett, L., **Fundamentals of Neural Networks, Architectures, Algorithms, and Applications**, Prentice-Hall, New Jersey, 1994.

8. Freeman, J., and Skapura, D., **Neural Network Algorithm, Application, and Programming Techniques**, 2ed Edition, Addison – Wesley Publishing, New York, USA, 1992.

9. Galushkin, A., **Neural Networks Theory,** Springer-Verlag Berlin Heidelberg ,2007.

المنارة للاستشارات

www.manaraa.com

10. GeeWah Ng, **Intelligent Systems -Fusion, Tracking and Control**, RESEARCH STUDIES PRESS LTD.Baldock, Hertfordshire, England, 2003.

11. Ghorbani, A., and Owrangh, K., **Stacked Generalization in Neural Networks: Generalization on Statically Neural Problems**, proc. Of the IEEE/INNS, International Joint conference on Neural Networks (IJCNN'2001), Washington, D.C., USA, 2001.

12. Graupe, D., **PRINCIPLES OF ARTIFICIAL NEURALNETWORKS**, 2nd Edition, World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd, 2007.

13. Gronroos, M., **Evolutionary Design of Neural Networks**, Master Thesis, University of turku, 1998.

14. Hassoun, M., **Fundamentals of Artificial Neural Networks**, MIT Press, 1995.

15. Haykin, S., **Neural Network A Comprehensive Foundation** , Prentice Hall, New Jersey, USA, 1999.

16. Ismail, A., and Engelbrecht, A., **Pruning Product Unit Neural Networks, proceeding of International joint Conference on Neural Networks**, Honolulu, Hawaii, 2000.

17. Jacek M. Zurada, **Introduction to Artificial Neural Systems**, West Puplishing Company, 1992.

18. James A. Freeman David M. Skapura, **Neural Networks Algorithms, Applications, and Programming Techniques**, Addison-Wesley Publishing Company, 1991.

19. Jin Yang, Z., **A Hybrid Methodology for Improving Generalization Performance of Neural Networks,** proceedings of the Fifth International Conference on Machine Learning and Cybernenetics, Dalian, 2006.

20. Jin, Y., **Advanced Fuzzy systems and Applications**, springer, 2003.

www.manaraa.com

21. Koehn, P., **Combining Genetic Algorithms and Neural Networks : the Encoding Problem**, Master Thesis , University of Tennessee, 1994.

22. Konar, A., **Artificial Intelligence and Soft Computing Behavioral and Cognitive Modeling of the Human Brain**, Department of Electronics and Tele-communication Engineering Jadavpur University, Calcutta, India, CRC Press, 1999.

23. Madokoro, H., Sato, K., Ishii, M., **Training Data Modeling Using Counter Propagation Networks for Improved Generalization Abilities,** Computational Intelligence for Modelling, Control and Automation, 2005 and International Conference on Intelligent Agents, Web Technologies and Internet Commerce, International Conference on Volume 2, Issue , 28-30 Nov. 2005 pp.999 – 1004.

24. Martines, T., **Toward a General Distributed Platform for Learning and Generalizaion**, in ANNNes'93 Conference on Artificial Neural Networks and Expert system, 1993**.**

25. Maureen, C., Charles, B., **Naturally Intelligent Systems**, MIT Press, Cambridge, Massachusetts , London, England, 1992.

26. Parks, R., Levine, D., Long, D., **Fundamentals of Neural Networks Modeling: Neuropsychology and Cognetive Neuroscience**, Published by MIT Press, 1998.

27. Patterson, d., **Artificial Neural Networks Theory and Application**, 1st Edition, Prentice Hall, Singapore, 1996.

28. Rich E., and Knight, K., **Artificial Intelligence**, 2nd edition, McGraw Hill, USA, 1991.

29. Rezaul Begg Daniel T. H. Lai Marimuthu Palaniswami ,**Computational Intelligence in Biomedical Engineering**, CRC Press, 2008

www.manaraa.com

30. Rich E., and Knight, K., **Artificial Intelligence**, 2nd edition, McGraw Hill, USA, 1991.

31. Riley, J., Ciesielski, V., **An evolutionary Approach to training feed-forward and recurrent neural network**, Hewlett Packard Australia, Department of Computer Science, Royal Melbourne Institute of Technology, Australia, 1997.

32. Russell, R., Robert, M., **Supervised Learning in Feed forward Artificial Neural Networks**, MIT Press, Cambridge, Massachusetts, London, England, 1999.

33. Salutowicz, R., **A Genetic Algorithm for the Topological Optimization of Neural Network**, Master Thesis, University of Technishe, Berlin, 1995.

34. Schmidt, A., **A Modular Neural Network Architecture With Additional Generalization Abilities for High** Dimensional Input Vector, Master Thesis, Manchester Metropolitan University, 1996.

35. Shekhar, S., Amin, M., **Generalization by Neural Networks**, Department of Computer , Science, University of Minnesota, 1992.

36. Sivanandam, S., Deepa, S., **Introduction to Genetic Algorithm**, Springer, Springer Berlin Heidelberg New York, 2008.

37. Skapura, D., **Building Neural Networks**, ACM Press, New York, USA, 1996.

38. Stephen, G., **Neural Network Learning and Expert Systems**, MIT Press, Cambridge, Massachusetts, London, England, 1993.

39. Timothy, F., **Investigation Of an Artificial Neural Network for Recognition of Simulated Dolphin Whistles**, Master Thesis, University of Hawaii, 2001.

www.manaraa.com

40. Watanabe, E. and Shimizu, H., **A learning Algorithm for Improving Generalization Ability of Multi Layered Neural Network for Pattern Recognition Problem**, IEEE World Congress on Computational Intelligence., 1994 IEEE International Conference on Volume 2, Issue , 27 Jun-2 Jul 1994, pp.771 – 776.

41. Weitzenfeld, A. and Arbib, M. and Alexander, A., **The Neural Simulation Language**, The MIT Press, London, England, 2002.

www.manaraa.com

Abstract

Based on a previously presented research work of “Feed forward generalization scaling & performance enhancement of neural networks”, the current work resumes for upgrading the capability of generalization of feed forward model of neural networks. That work has changed the static nature of data retrieval phase into a dynamic phase. This has been achieved by extending the last layer by a sweeping threshold capability.

To apply this principle on all the layers of feed forward model, different studies have been investigated. Out of all suggestions, two selections emerged for possible usage. The first and due to the self propagating inclusion of signals, seems difficult to be conducted, whereas the second is analyzed and found applicable hence, conducted and tested.

The presented study considers the model as a combined structure of two neural nets; support and main nets. The first is responsible to set the variation needed to set the operation of the main net throughout sweeping the threshold values of the activation functions of the main structure(net) in all the layers except that of the input. The second and as being stated is affected by the support ne and it is responsible to offer the association needed for the patterns.

For this model, a suitable training algorithm is designed and detailed to compose two stages. The first stage tends to imitate simply the association process of patterns, whereas the second develop the higher mental responses of generalization mental characteristics of human.

On testing the performance of the presented model, the outcome proved satisfactory results in two different means; eliminating generalization error and faithful simulation of psychological theorems in the related topic of study.

www.manaraa.com