نظام هجين:
تضبيب شبكة عصبية-جينية لحـــــل بعـض مسائـل التصنيـــف

رائدة سالم خضير و شذى فالح هندي
قسم علوم الحاسبات / كلية العلوم/ جامعة البصرة
ISSN –1817 –2695
(الاستلام 3 تشرين الثاني 2009 ، القبول 28 اذار 2011)

المستخلص

قَدَّم هذا البحث طريقة هجينة تتكون من الأنظمة الذكية الثلاثة *الشبكات العصبية الاصطناعية، المنطق المضبب، الخوارزميات الجينية*، إذ تعد هذه الأنظمة فعالة في حل مسائل مختلفة إلا أن كل نظام يعاني من بعض المشكلات التـــي تقلل كفاءته، لذا تم دمج هذه الأنظمة مع بعض لتعطي نظاماً يستفيد من محاسن كل طريقة ويتعدى عن مساوئها.

استعملنا في هذا البحث طريقة هجينة ناتجة من الجمع بين المنطق المضبب والـــشبكات العـــصبية، إذ اســـتعمل المنطق المضبب لتضبيب بيانات التدريب والأوزان المستعملة في الشبكة العصبية وتسمى هذه الطريقة **تضبيب الـــشبكات العـــصبية**، الذي يعطي الشبكة قدرة أكبر على التعميم ويسرع من عملية التقارب، ولكن هذه الطريقة تعاني من مشكلة في تحديد عدد المجاميع المضببة والأوزان المضببة المثلى، إذ تستعمل أسلوب التجربة لتحديدها. لحل هذه المشكلة استعملت الخوارزمية الجينية لتحديد أفضل عدد من المجاميع المضببة وأفضل أوزان مضببة من خلال البحث ، مما يجعل الـــشبكة تتدرب بصورة أكفأ.

الكلمات المحجوزة: النظام المضبب ، الشبكات العصبية ، الخوارزمية الجينية ، تضبيب الشبكات العصبية.

1. المقدمـــة

الخوارزمية الجينية فهي تضمن الحصول علـــى أفـــضل أوزان وأفضل عدد للمجاميع المضببة التـــي ستـــستعمل لتضبيب المدخلات و المخرجات، وبهذا تزيد من كفـــاءة الشبكة و تجعلها تتقـــارب أســـرع وتقلـــل الخطـــأ بـــين المخرجات الحقيقية و المخرجات المحسوبة.

أساس فكرة تضبيب الشبكات العصبية هو استعمال مدخلات ومخرجات وأوزان مضببة في تدريب الـــشبكة العصبية، مما يزيد قدرة الشبكة على التعلم بصورة أكفأ. استعملنا لهذا الغرض شبكة عصبية متعددة الطبقات ذات تغذية أمامية، وعملية التعلم تعتمد على خوارزمية التغذية الإرجاعيـــة *back-propagation algorithm*. أمـــا

2. تعريف مستوى المجاميع

مستوى المجاميع للعدد المضبب $\tilde{A}$ يعرف كما يلي [1,2]:-

$$[\tilde{A}]_h = \{X \setminus \mu_{\tilde{A}}(x) \geq h, X \in R\} \text{ for } \quad 0 < h \leq 1$$

حيث X هي متغير إدخال.

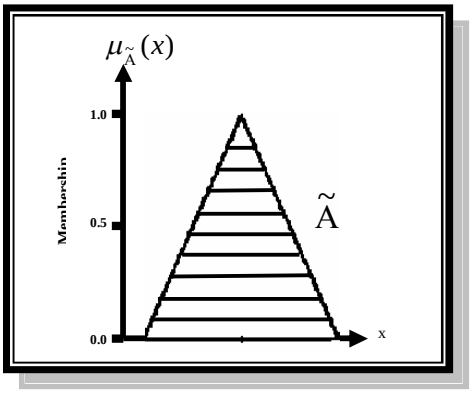
μ دالة الانتماء.

h مستوى المجموعة المضببة.

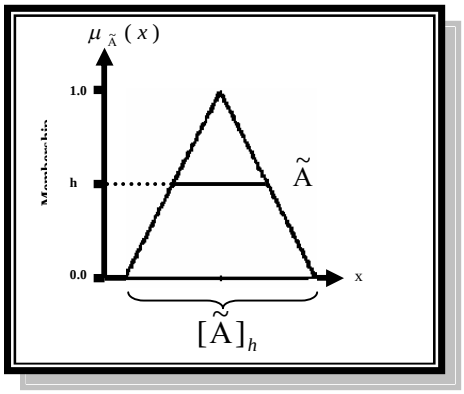
R مجموعة الأعداد الحقيقية.

يوضح الشكل(1) مستوى المجاميع للعدد المضبب $\tilde{A}$. والعدد المضبب يمكن أن يمثل تقريباً بواسطة تجمع من مستوى مجاميعه لقيم h مختلفة. يوضح الشكل (2) التمثيل التقريبي بواسطة عشرة مستويات للمجموعة بحيث:-

h = 0.1, 0.2, 0.3, …, 1.0



شكل (2) التمثيل التقريبي لمستوى المجاميع



شكل (1) مستوى المجاميع

3. استعمال المدخلات والمخرجات المضببة في تضبيب الشبكات العصبية

هنا يتم وصف كيف إن الشبكات العصبية ذات التغذية الأمامية المتعددة الطبقات تستطيع أن تتوسع إلى حالة المدخلات والمخرجات المضببة، التي ربما يحصل عليها من قياسات غير مؤكدة أو معرفة لغوية من الخبرات البشرية متمثلة بقوانين إذا-فأن، ويوضح المثال التالي ذلك[3]:-

لعدد من أنماط التدريب نفرض أن:- *Large, Medium Large,* Medium, Medium *Small, Small* هي مجاميع مضببة. *x* قيمة الإدخال لنمط تدريب معين الذي إخراجه *y*. تكون قاعدة القوانين الممثلة بقوانين إذا-فأن كالتالي [4]:-

If *x is Small* Then *y is Small or Medium Small*
If *x is Medium* Then *y is Medium Small or Medium*
If *x is Large* Then *y is Medium or Medium Large or Large*

تمثل كل قاعدة *p* كزوج إدخال وإخراج مضبب (A_P, B_P)، إذ أن A_P هو جزء المقدمة للقانون و B_P هو جزء النتيجة للقانون، من هذه القواعد يمكن الحصول على الأزواج التالية:-

$\{(A_P, B_P)\}$= {(*Small, Small or Medium Small*), (*Medium, Medium Small or Medium*), (*Large, Medium or Medium Large or Large*)}

حيث ***P***: تشير إلى رقم القاعدة.
X_i (X_1, …, X_n): هو متجه الإدخال.

هذه الأزواج تستعمل كأنماط تدريب مضببة في تضبيب الشبكات العصبية لنمط تدريب واحد.

بصورة عامة لعدد من المجاميع المضببة يوجد *n* من المدخلات و *c* من المخرجات هناك *m* من أنماط التدريب المضببة، توضح المعادلة التالية ذلك [5]:-

Rule: IF X_1 is A_{P1} and … and X_n is A_{Pn} Then Y_1 is B_{P1} and … and Y_c is B_{Pc}

P= 1, 2, …, m
i= 1, 2, …, n
j= 1, 2, …, c

A_{Pi} $(A_{P1},\ldots, A_{Pn})$: هو جزء المقدمة للقانون.

Y_j $(Y_1,\ldots, Y_c)$: هو متجه الخراج.

B_{Pj} $(B_{P1},\ldots, B_{Pc})$: جزء النتيجة للقانون.

m: هي العدد المحمل للقوانين المعطاة.

n: عدد خلايا الإدخال.

c : عدد خلايا الإخراج.

يستعمل جزء المقدمة للقوانين المضببة $(A_{P1},\ldots, A_{Pn})$ من كل قاعدة كمتجه إدخال مضبب، وجزء النتيجة للقوانين المضببة يستعمل كمتجه أخراج مناظر في تعلم الشبكات العصبية، إذ يتم إدخال القيمة اللغوية كنمط تدريب، وتمثَّل كل قيمة لغوية بواسطة مجموعة من مستويات مجاميعها أي تقسم القيمة اللغوية إلى مستوياتها على شكل فترات [2].

4. وصف الشبكة العصبية

الشبكة العصبية المستعملة في هذا البحث هي شبكة ذات تغذية أمامية مكونة من ثلاث طبقات، طبقة إدخال وطبقة مخبأة وطبقة إخراج. ترسل خلايا طبقة الإدخال قيم المدخلات إلى الطبقة المخبأة إذ يتم حساب قيمة كل خلية في الطبقة المخبأة من مجموع المدخلات الموزونة netj [5].

علاقة الإدخال والإخراج في كل وحدة في تضبيب الشبكات العصبية تعرف بالمعادلات التالية:-

Input units:-

$$net_j = \sum_{i=1}^{n} w_{ji} \cdot x_i + \theta_{j0} \qquad i= 1, 2, \ldots, n\ ,\quad j= 1, 2, \ldots, n_h$$

Hidden units:-

$$f(net_j) = e^{-net_j^2} = M_j$$

$$net_k = \sum_{j=1}^{c} M_j \cdot v_{kj}$$

$$O_k = f(net_k) \qquad k= 1, 2, \ldots, c$$

5. علاقة الإدخال والإخراج في كل وحدة

المدخلات والمخرجات والأوزان في كل وحدة هي أعداد مضببة، لقد استعملنا في هذا البحث الأعداد المثلثية المنتظمة لتحديد المدخلات والمخرجات والأوزان المضببة.علاقة الإدخال والإخراج في كل وحدة في تضبيب الشبكات العصبية لمستوى المجاميع *h-level sets* تعرف بالمعادلات التالية[6]:-

Input units:-

يُمَثّل متجه الإدخال X_{pi} لمستوى المجاميع *h-level* لنمط التدريب p بالمعادلة:-

$$[O_{pi}]_h = [X_{pi}]_h$$

Hidden units:-

يحسب إخراج كل خلية في هذه الوحدة من المجموع الموزون للمدخلات المضببة لمستوى المجاميع وتطبق دالة التنشيط عليه، كما في المعادلات التالية :-

$$[O_{pj}]_h = f([net_{pj}]_h)$$

$$[net_{pj}]_h = \sum_{i=1}^{n_i} [W_{ji}]_h \cdot [O_{pi}]_h + [\theta_j]_h \qquad \begin{matrix} i= 1, 2, \ldots, n_i \\ j= 1, 2, \ldots, n_h \end{matrix}$$

Output units:-

لمستوى المجاميع وتطبق دالة التنشيط عليه، كمـا فـي المعادلات:-

يحسب إخراج كل خلية فـي هـذه الوحـدة مـن المجموع الموزون للمخرجات المضببة للطبقـة المخبـأة

$$[O_{pk}]_h = f([net_{pk}]_h)$$

$$[net_{pk}]_h = \sum_{j=1}^{n_h} [v_{kj}]_h \cdot [O_{pj}]_h \qquad k= 1, 2, \ldots, c$$

يمثل كل متجه إدخال لمستوى مجاميع ذلك المتجه بقيمة عليا (حد أعلى) وقيمة دنيا (حد أدنى) والتي تعتبر حد أعلى وحد أدنى لفترة مغلقة. تكتب العلاقات كالتالي:-

Input units:-

$$[O_{pi}]_h = [[O_{pi}]_u, [O_{pi}]_h^u]$$

Hidden units:-

تتكون مخرجات خلايا الطبقة المخبأة من قيمة عليا وقيمة سفلى لمستوى المجاميع نفسه، كما في المعادلة:-

$$[O_{pj}]_h = [[O_{pj}]_h^l, [O_{pj}]_h^u]$$
$$= [f([net_{pj}]_h^l), f([net_{pj}]_h^u)]$$

$$[net_{pj}]_h^l = \sum_{i=1}^{n} [w_{ji}]_h^l \cdot [O_{pi}]_h^l + \sum_{i=1}^{n} [w_{ji}]_h^l \cdot [O_{pi}]_h^u + [\theta_j]_h^l$$

$$[net_{pj}]_h^u = \sum_{i=1}^{n} [w_{ji}]_h^u \cdot [O_{pi}]_h^u + \sum_{i=1}^{n} [w_{ji}]_h^u \cdot [O_{pi}]_h^l + [\theta_j]_h^u$$

$i= 1, 2, \ldots, n$

$j= 1, 2, \ldots, n_h$

Output units:-

تتكون مخرجات الشبكة من قيمة عليا وقيمة سفلى لمستوى المجاميع نفسه، كما في المعادلة:-

$$[O_{pk}]_h = [[O_{pk}]_h^l, [O_{pk}]_h^u]$$
$$= [f([net_{pk}]_h^l), f([net_{pk}]_h^u)]$$

$$[net_{pk}]_h^l = \sum_{j=1}^{n_h} [v_{kj}]_h^l \cdot [O_{pj}]_h^l + \sum_{j=1}^{n_h} [v_{kj}]_h^l \cdot [O_{pk}]_h^u$$

$$[net_{pk}]_h^u = \sum_{j=1}^{n_h} [v_{kj}]_h^u \cdot [O_{pj}]_h^u + \sum_{j=1}^{n_h} [v_{kj}]_h^u \cdot [O_{pj}]_h^l$$

$j= 1, 2, \ldots, n_h$

k= 1, 2, …, c

6. التعلم في تضبيب الشبكات العصبية

يتطلب التعلم وجود دالـة الكلفـة *cost function* التي تحسب الفرق بين المخرجات الحقيقية والمحـسوبة، هذا فضلاً عن وجود خوارزمية التعلم.

ليكن $T_p=(T_{p1}, T_{p2}, T_{p3}, \ldots, T_{pno})$ هو متجـه المخرجات المضببة الحقيقية للشبكة الذي يقابـل متجـه الإدخال المضببX_p. تعرف دالة الكلفة لمستوى المجاميع h للإخراج المضبب المحسوب O_{pk} من وحدة الإخراج k مع ما يقابلها من الإخراج المضبب الحقيقي T_{pk} كما يلي -:[5]

$$e_{pkh} = e_{pkh}^l + e_{pkh}^u$$

$$e_{pkh}^l = h \cdot ([T_{pk}]_h^l - [O_{pk}]_h^l)^2 / 2$$

$$e_{pkh}^u = h \cdot ([T_{pk}]_h^u - [O_{pk}]_h^u)^2 / 2$$

$h= 0.1, 0.2, \ldots, 1$

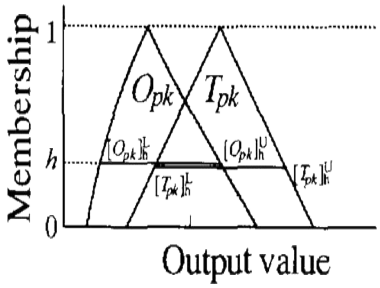
من المعادلات السابقة تعرف دالة الكلفة بين متجه الإخراج المضبب المحسوب O_p ومتجه الإخراج المضبب الحقيقي T_p لمستوى المجاميع *h-level sets*.

$$e_{ph} = \sum_{k=1}^{n_o} e_{pkh}$$

دالة الكلفة لزوج إدخال_إخراج (X_p, T_p) تكون:-

$$e_p = \sum_h e_{ph}$$

يوضح الشكل (3) الإخراجين المضببين الحقيقي والمحسوب.



شكل (3) الإخراج المضبب الحقيقي

7.النظام الهجين المستخدم

الخوارزمية الجينية هي خوارزمية بحث تعتمد التكرار، تبدأ بمجتمع من الأفراد يتولد عشوائياً والذي يمثل حلول المسألة المحددة وصولاً إلى الحل الأمثل بواسطة العمليات الجينية في كل دورة جينية، إذ تنتج أطفالاً يكونوا حلولاً جيدة والتي تستبدل مع الحلول السيئة. استعملنا الخوارزمية الجينية بسبب وجود بعض المشاكل في معرفة الأوزان الجيدة وكذلك لم نستطع تحديد أي عدد من المجاميع مناسب لكل مسألة إلا من خلال التجربة.

لذلك استعملنا الخوارزمية الجينية للبحث عن الحل الأمثل للمسألة المحددة والذي يمثل الأوزان والمجاميع المضببة والتي ستستعمل في تدريب تضبيب الشبكات العصبية بواسطة خوارزمية التغذية الإرجاعية *(BP)*. فيما يلي يتم وصف العمليات الجينية المستعملة في النظام الهجين المقترح.

طريقة التشفير المستعملة هي التشفير الحقيقي *Real Encoding*، بحيث قيمة كل جين في الكروموسوم هي عبارة عن عدد حقيقي. يشفر الكروموسوم بطريقة إذ يمثل أول جين عدد المجاميع المضببة Fuzzy Sets والجينات التي بعدها تمثل قيم الأوزان المضببة بين طبقة الإدخال والطبقة المخبأة (W)، والطبقة المخبأة وطبقة الإخراج (V)، وكذلك قيم bias (B)، وكما في الشكل(4) .

Fuzzy set no.	W_{11}	W_{12}	…	W_{ji}	V_{11}	V_{12}	…	V_{kj}	B_1	B_2	…	b_j

شكل(4) تشفير الكروموسوم

بحيث:- i: عدد خلايا طبقة الإدخال.

j: عدد خلايا الطبقة المخبأة.

k: عدد خلايا طبقة الإخراج.

يتكون المجتمع من عدد من الكروموسومات (الأفراد) كل كروموسوم يمثل حل للمسألة المعطاة، حجم المجتمع المستعمل في هذا البحث يختلف باختلاف المسألة ولكن دائماً يكون بين[50-10]. استعملنا كروموسومات متكونة من عدد من الجينات قيمة كل جين تتولد عشوائياً وتكون ضمن الفترة [0,1] لتمثيل الأوزان المضببة أما المجاميع المضببة فتكون أعداد أولية صحيحة في الفترة [2,7]. طول الكروموسوم يحدد من خلال عدد خلايا طبقة الإدخال والطبقة المخبأة وطبقة الإخراج، كما في المعادلة التالية:-

$$L = 1 + (no\text{-}input * no\text{-}hidden + no\text{-}output * no\text{-}hidden) * 2$$

Fuzzy Set — *Weights* — *Upper, Lower*

إذ يعني الرقم 1 موقع الجين الذي يمثل المجاميع المضببة. أما مواقع الأوزان فتحسب من عدد خلايا طبقة الإدخال والطبقة المخبأة وطبقة الإخراج. وبما إن لكل متغير قيمة عليا *upper* وقيمة دنيا *lower* تضرب المعادلة في 2.

دالة الصلاحية المستعملة هنا تمثل مقدار الخطأ في الشبكة بين المخرجات المضببة الحقيقية T_p والمخرجات المضببة المحسوبة O_p واعتماداً على دالة الكلفة e_{ph}. تكون دالة الصلاحية عالية كلما كان مقدار الخطأ قليلاً.

الفردان المختاران من المجتمع لكل دورة جينية تجري عليهما عملية تزاوج لإنتاج طفل جديد، في هذا البحث تم تجربة الأنواع الثلاثة من التزاوج وكان أكثرها دقة هو عامل التزاوج المنتظم (UX)، لأنه يوفر تنوع في المجتمع ويمنع حدوث تكرار في الأفراد الناتجة. احتمالية التزاوج كانت Pc= 0.7.

استخدم عامل الطفرة لكل فرد من الأفراد الناتجة من عملية التزاوج، إذ يتم إنقاص قيمة جين عشوائياً بمقدار 0.01 ماعدا الجين الأول حيث يضاف إليه القيمة 1 اذا كانت قيمة الجين 2، فيما عدا ذلك يضاف إليه القيمة 2، هذه الأرقام اكتشفناها بالتجربة. احتمالية الطفرة هي Pm= 0.03.

يتم اختيار فرد من المجتمع عشوائياً وتقارن قيمة صلاحيته مع قيمة صلاحية الفرد الناتج (الطفل)، فإذا كان الفرد الناتج ذا صلاحية أعلى فيستبدل مع الفرد المختار من المجتمع وبعكسه لا تحصل عملية الاستبدال.

شرط التوقف المستعمل هو عند أتمام الدورات الجينية المفترضة لكل مسالة وتتراوح بين [20,60] دورة جينية، أو في حالة الوصول إلى مجتمع متكرر لأكثر من دورة جينية.

لذلك يمر النظام الهجين بمرحلتين، المرحلة الأولى تستعمل الخوارزمية الجينية للبحث عن عدد المجاميع المضببة والأوزان المضببة، المرحلة الثانية تدريب تضبيب الشبكات العصبية باستعمال المجاميع المضببة والأوزان المضببة الناتجة من المرحلة الأولى.

8. الاختبارات والنتائج للنظام الهجين

لاختبار النظام الهجين استعملت مجموعة من مسائل التصنيف *Classification Problems* والتي يكون من الصعب تدريبها في الشبكات العصبية التقليدية، وهذه المسائل هي (*synthetic, iris, Diabetes*)، الجدول التالي يبين مواصفات كل منها.

جدول (1) مواصفات مسائل التصنيف

المسألة	عدد المدخلات	عدد المخرجات	عدد انماط التدريب	عددانماط الاختبار
Iris	4	3	75	75
Diabetes	7	1	100	100
Synthetic	2	1	125	125

مسألة Iris تعطي ثلاثة أصناف مختلفة من الأزهار. كل زهرة تقاس بواسطة طول الورقة وعرضها وطول الساق وعرضه. في حين ان مسألة Synthetic تصنف نوعين من البيانات حيث تمتلك قيمتين حقيقيتين كإحداثيات (*xs and ys*) والصنف يكون xc الذي يكون 0 أو 1. في مسألة Diabetes in Pima Indian النساء اللاتي أعمارهن أقل من 21 سنة من الشعب الهندي يتم فحصهن لمرض السكري اعتماداً على شروط منظمة الصحة العالمية. البيانات جمعت بواسطة تعيين الأمم المتحدة لمرض السكري وهي :

Npreg: عدد النساء الحوامل، *Glu*: تركيز الكلوكوز في نسبة الكلوكوز الفموي المختبر*Bp*: مقدار ضغط الدم.

Skin: مقدار سمك جلد العضلة العضدية،*Bmi* : مواصفات الجسم (الوزن بالكيلوغرام / الطول بالمتر)،

Ped: أصل مرض السكري،*Age* : العمر بالسنوات،*Type* : نعم / لا.

9. الاختبارات والنتائج Experiment and Results

العمل في هذا البحث ينقسم إلى جزأين، الجزء الأول يمثل تدريب تضبيب الشبكات العصبية فقط وتسجل النتائج ويتم مناقشتها. الجزء الثاني تستعمل فيه الخوارزمية الجينية لغرض تحديد المجاميع المضببة والأوزان المضببة التي ستستعمل في تدريب تضبيب الشبكات العصبية وتسجل النتائج وتقارن مع نتائج المرحلة الأولى، يتم مقارنة نتائج المرحلتين مع الشبكات العصبية التقليدية لمعرف فعالية الطريقة المقترحة.

9-1 تضبيب الشبكات العصبية

استعملت شبكة عصبية متعددة الطبقات ذات تغذية أمامية، عدد الخلايا في الطبقة المخبأة اختيرت بالتجربة، معامل التعلم قيمة صغيرة اكتشفت بالتجربة إذ لا تتجاوز 0.9، الأوزان المضببة تتولد عشوائياً تقع ضمن الفترة [0,1] وتم تجربة خمس حالات من الأوزان لمعرفة تأثير تغيير الأوزان على النتائج.

عدد المجاميع المضببة اختبرت ضمن الفترة [2,7]، الذي اكتشف بالتجربة، كما تم تجربة نوعين من مستويات المجاميع، النوع الأول يتكون من خمسة مستويات (***h***= 0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1)، النوع الثاني يتكون من عشرة مستويات (***h***= 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1) لمعرفة تأثير ذلك على النتائج.

تم إجراء مجموعة من التجارب لكل مسألة على أنواع مستويات المجاميع وأعداد المجاميع المضببة للوصول إلى أفضل النتائج التي تجعل خطأ الشبكة قليلا، نفذت التجارب خمس مرات لكل مسألة، لكل تنفيذ أوزان مختلفة لعدم معرفة الأوزان التي تعطي نتائج جيدة ومعرفة مدى تأثير تغيير الأوزان على النتائج وكانت النتائج مختلفة في كل تنفيذ وكما سيوضح لاحقاً.

1. تجربة رقم(1)

لمعرفة أفضل مستوى مجاميع يمكن أن يستعمل في تدريب الشبكة الذي يجعل الشبكة تتقارب بسرعة، تم اختبار نوعين من مستويات المجاميع. نفذ البرنامج لكل مسألة خمس مرات للوصول إلى أوزان تعطي نتائج جيدة

مسألة Synthetic

عند تدريب الشبكة العصبية المضببة على هذه المسألة تم اختيار عدد الخلايا في الطبقة المخبأة بالتجربة وكانت 5 خلايا إذ كانت النتائج في هذا العدد جيدة، أما عند زيادة عدد الخلايا في الطبقة المخبأة تكون النتائج أي تجعل خطأ الشبكة أقل، لهذا تم تثبيت المجاميع المضببة بثلاث مجاميع (صغير، متوسط، كبير) وعدد الخلايا في الطبقة المخبأة ومعامل التعلم لكل مسألة لمعرفة مدى تأثير تغيير الأوزان على النتائج وحسب التالي:-

جيدة ولكن عملية التدريب تكون بطيئة جداً. الأوزان المضببة التي اختيرت كانت أوزاناً عشوائية موجبة هذه الأوزان اكتشفت بالتجربة. كانت عدد الدورات اللازمة

لتدريب هذه المسألة 150 دورة. يوضح الجدول (2) النتائج التي تم التوصل إليها من خلال التجارب الخمسة.

مسألة Iris

عند تدريب الشبكة العصبية المضببة على هذه المسألة تم اختيار عدد الخلايا في الطبقة المخبأة بالتجربة وكانت 9 خلايا إذ كانت النتائج في هذا العدد جيدة، أما عند زيادة عدد الخلايا في الطبقة المخبأة تكون النتائج جيدة ولكن عملية التدريب تكون بطيئة جداً. الأوزان المضببة التي اختيرت كانت أوزاناً عشوائية موجبة هذه الأوزان اكتشفت بالتجربة. كانت عدد الدورات اللازمة لتدريب هذه المسألة 150 دورة. يوضح الجدول (3) النتائج التي تم التوصل إليها من خلال التجارب الخمسة.

مسألة Diabetes

عند تدريب الشبكة العصبية المضببة على هذه المسألة تم اختيار عدد الخلايا في الطبقة المخبأة بالتجربة وكانت 15 خلية إذ كانت النتائج في هذا العدد جيدة، أما عند زيادة عدد الخلايا في الطبقة المخبأة تكون النتائج جيدة ولكن عملية التدريب تكون بطيئة جداً. الأوزان المضببة التي اختيرت كانت أوزاناً عشوائية موجبة هذه الأوزان اكتشفت بالتجربة. كانت عدد الدورات اللازمة لتدريب هذه المسألة 60 دورة. يوضح الجدول (4) النتائج التي تم التوصل إليها من خلال التجارب الخمسة.

جدول (2) تأثير تغيير مستوى المجاميع في مسألة *Synthetic*

Run no.	5-level		10-level		
	Net-error	Tr. rate	Net-error	Tr. rate	Generalize rate
Run1	0.00170693	25%	0.00115574	100%	96%
Run2	0.00331597	25%	0.00076027	100%	96%
Run3	0.00142017	25%	0.00099632	100%	96%
Run4	0.00189705	25%	0.00113345	100%	96%
Run5	0.00335053	25%	0.00128224	100%	96%

جدول (3) تأثير تغيير مستوى المجاميع في مسألة *Iris*

Run no.	5-level		10-level		
	Net-error	Tr. Rate	Net-error	Tr. rate	Generalize rate
Run1	0.00085005	25%	0.00031537	100%	81%
Run2	0.00083197	25%	0.00032268	100%	81%
Run3	0.00042716	25%	0.00032078	100%	81%
Run4	0.00083674	25%	0.00009991	100%	81%
Run5	0.00169150	25%	0.00038149	100%	81%

جدول (4) تأثير تغيير مستوى المجاميع في مسألة *Diabetes*

Run no.	5-level		10-level	
	Net-error	Training rat	Net-error	Training rat
Run1	0.00054882	24%	0.00049345	96%
Run2	0.00054882	24%	0.00058439	96%
Run3	0.00210129	24%	0.00033590	96%
Run4	0.00229046	24%	0.00050216	96%
Run5	0.00097398	24%	0.00058990	96%

نلاحظ من الجداول (2) و(3) و(4) أنه في كل تنفيذ تكون النتائج مختلفة أي إن تغيير الأوزان له تأثير على النتائج فقد يعطي نتائج جيدة أو غير جيـدة. أمـا بالنسبة لتأثير تغيير مستويات المجاميع فيمكن ملاحظة أن النتائج تكون متقاربة نوعاً ماعند المقارنة على أساس خطأ الشبكة، ولكن يمكن ملاحظة الفرق في نسب التـدريب إذ يتضح إن زيادة مستويات المجاميع المضببة يعطي نتائج أفضل وبنسبة تعميم جيدة وتبين التقارب في كل مسألة.

2. تجربة رقم(2)

لتحديد أي عدد للمجاميع المضببة يمكن أن يستخدم لتدريب كل مسألة وهو يعطي نتائج جيـدة، تـم اختيـار مجموعة من الأعداد لاختبار المسائل. نفـذت البـرامج خمس مرات لكل مسألة لعدم معرفة الأوزان المضببة التي توصل إلى النتيجة الجيدة. مستوى المجاميع المستعمل هو عشر مستويات لأنه أعطى نتـائج جيـدة فـي التجربـة السابقة. معاملات الشبكة لكل مسألة كانت كما في التجربة السابقة وكانت النتائج كما في الجداول (5) و(6) و(7).

جدول (5) تأثير تغيير أعداد المجاميع المضببة في مسألة *Synthetic*

set no.	*2*		*3*		*5*		*7*	
Run no.	*Net-error*	*Tr. rat*	*Net-error*	*Tr. rat*	*Net-error*	*Tr. Rat*	*Net-error*	*Tr. Rat*
Run1	33.506831	15	0.0052529	100	0.0012661	92	0.0018087	100
Run2	35.516146	15	0.0035334	100	0.0041696	92	0.0012552	100
Run3	33.677898	15	0.0029765	100	0.0036271	92	0.0017975	100
Run4	33.557358	15	0.0031097	100	0.0028159	92	0.0017749	100
Run5	33.570831	15	0.0032163	100	0.002277	92	0.0007510	100

جدول (6) تأثير تغيير أعداد المجاميع المضببة في مسألة *Iris*

set no.	*2*		*3*		*5*		*7*	
Run no.	*Net-error*	*Tr. rat*	*Net-error*	*Tr. rat*	*Net-error*	*Tr. Rat*	*Net-error*	*Tr. Rat*
Run1	0.0009747	98	0.0006946	100	0.0006832	94	0.0005754	100
Run2	0.0007332	98	0.0007127	100	0.0006127	94	0.0005640	100
Run3	0.0010478	98	0.0006823	100	0.0005224	94	0.0005509	100
Run4	0.0009745	98	0.0007818	100	0.0005996	94	0.0005140	100
Run5	0.0008374	98	0.0003742	100	0.0060957	94	0.0004747	100

جدول (7) تأثير تغيير أعداد المجاميع المضببة في مسألة *Diabetes*

set no.	*2*		*3*		*5*		*7*	
Run no.	*Net-error*	*Tr. rat*	*Net-error*	*Tr. rat*	*Net-error*	*Tr. Rat*	*Net-error*	*Tr. Rat*
Run1	0.0008132	97	0.0005899	96	0.0004320	100	0.0001335	100
Run2	0.0045568	97	0.0015677	96	0.0006212	100	0.0002546	100
Run3	0.3566485	97	0.0156784	96	0.0057896	100	0.0015688	100
Run4	0.0254896	97	0.0045685	96	0.0014456	100	0.0006522	100
Run5	0.2003541	97	0.0556315	96	0.0142327	100	0.0044325	100

يتضح من الجداول (5) و(6) و(7) أنه في كل تنفيذ تختلف النتائج مما يعني أن تغيير الأوزان له تأثير على نتائج الشبكة. نلاحظ في الجدول (5) الزيادة في عدد المجاميع المضببة تعطي نتائج جيدة، أما في الجدول (6) فيكون الفارق قليلا وقد تحصل حالات يكون فيها عدد المجاميع القليلة هو الأفضل كما في مسألة *Iris* في التنفيذ الثالث، كذلك في الجدول (7) يكون في بعض الحالات عدد المجاميع القليلة تعطي نتائج أفضل كما في التنفيذ الأول والثاني. من ملاحظة نسب التدريب نستنتج أن تحديد عدد المجاميع المضببة المناسب يعتمد على المسألة ذاتها فيمكن تجربة عدد من المجاميع المضببة لمعرفة أي منها تعطي نتائج جيدة، وكذلك يعتمد على قيم التقسيمات لكل مجموعة.

في هذا البحث تم اختيار أقصى عدد مجاميع مضببة بالعدد 7 إذ عند زيادة العدد إلى أكثر من ذلك يكون تنفيذ البرامج بطيئا "جداً. ولمعرفة نسبة التعميم في الشبكة تم عرض بيانات الاختبار على الشبكة المدربة وكانت النتائج كما في الجداول (8) و (9) و (10):-

جدول (8) نسبة التعميم للشبكة المدربة في مسألة *Synthetic*

set no.	*2*		*3*		*5*		*7*	
Run no.	*Net-error*	*Ge. rat*	*Net-error*	*Ge. rat*	*Net-error*	*Ge. Rat*	*Net-error*	*Ge. Rat*
Run1	33.506831	-	0.0052529	90	0.0012661	-	0.0018087	96
Run2	35.516146	-	0.0035334	90	0.0041696	-	0.0012552	96
Run3	33.677898	-	0.0029765	90	0.0036271	-	0.0017975	96
Run4	33.557358	-	0.0031097	90	0.0028159	-	0.0017749	96
Run5	33.570831	-	0.0032163	90	0.002277	-	0.0007510	96

جدول (9) نسبة التعميم للشبكة المدربة في مسألة *Iris*

set no.	*2*		*3*		*5*		*7*	
Run no.	*Net-error*	*Ge. rat*	*Net-error*	*Ge. rat*	*Net-error*	*Ge. Rat*	*Net-error*	*Ge. Rat*
Run1	0.0009747	-	0.0006946	81	0.0006832	-	0.0005754	82
Run2	0.0007332	-	0.0007127	81	0.0006127	-	0.0005640	82
Run3	0.0010478	-	0.0006823	81	0.0005224	-	0.0005509	82
Run4	0.0009745	-	0.0007818	81	0.0005996	-	0.0005140	82
Run5	0.0008374	-	0.0003742	81	0.0060957	-	0.0004747	82

جدول (10) نسبة التعميم للشبكة المدربة في مسألة *Diabetes*

set no.	*2*		*3*		*5*		*7*	
Run no.	*Net-error*	*Ge. rat*	*Net-error*	*Ge. rat*	*Net-error*	*Ge. Rat*	*Net-error*	*Ge. rat*
Run1	0.0008132	-	0.0005899	-	0.0004320	95	0.0001335	96
Run2	0.0045568	-	0.0015677	-	0.0006212	95	0.0002546	96
Run3	0.3566485	-	0.0156784	-	0.0057896	95	0.0015688	96
Run4	0.0254896	-	0.0045685	-	0.0014456	95	0.0006522	96
Run5	0.2003541	-	0.0556315	-	0.0142327	95	0.0044325	96

2-9 الخوارزميات الجينية مع تضبيب الشبكات العصبية

جاءت الحاجة لاستعمال الخوارزمية الجينية من عدم معرفة العدد المناسب للمجاميع المضببة وكذلك من أجل الحصول على أوزان مضببة مثلى تساعد الشبكة على إعطاء أفضل النتائج وتخلصنا من إعادة التنفيذ أكثر من مرة، إذ في المرحلة السابقة تم معرفة أفضل أوزان وأفضل عدد للمجاميع المضببة من خلال إجراء العديد من التجارب لكل مسألة وكانت النتائج غالباً متقاربة.

الخوارزمية الجينية المستعملة تتكون من عدد من الأفراد (الكروموسومات) كل فرد يتكون من عدد من الجينات بحيث أول جين يمثل عدد المجاميع المضببة وهو يتولد عشوائياً ضمن الفترة [2,7]، والجينات الأخرى تمثل الأوزان المضببة تتولد عشوائياً ضمن الفترة [0,1]. عدد أفراد المجتمع يتراوح بين [10,50] فرد لكل مسألة. يتم توليد المجتمع عشوائياً ويقيم كل فرد اعتماداً على دالة الصلاحية المستعملة وهي مقدار الخطأ بين المخرجات المضببة الحقيقية والمخرجات المضببة المحسوبة. عدد الدورات الجينة يقع ضمن الفترة [20,60] لكل مسألة.

مسألة *Synthetic*

في عامل التزاوج *(1x)* حجم المجتمع 50 فردا" يتولد عشوائياً، عدد الدورات الجينية هو 60 دورة جينية.

في عامل التزاوج *(2x)* حجم المجتمع 50 فردا" يتولد عشوائياً، عدد الدورات الجينية هو 50 دورة جينية.

في عامل التزاوج *(ux)* حجم المجتمع 50 فردا" يتولد عشوائياً، عدد الدورات الجينية هو40 دورة جينية.

مسألة *Iris*

في عامل التزاوج *(1x)* حجم المجتمع 20 فردا" يتولد عشوائياً، عدد الدورات الجينية هو 60 دورة جينية.

في عامل التزاوج *(2x)* حجم المجتمع 20 فردا" يتولد عشوائياً، عدد الدورات الجينية هو 50 دورة جينية.

أوزان الشبكة المستعملة هي أوزان موجبة عشوائية، اختير معامل التعلم بالتجربة وكان عدد الخلايا في الطبقة المخبأة كما في تضبيب الشبكات العصبية، قسم مستوى المجاميع إلى عشرة مستويات لأنه أعطى نتائج جيدة في التجربة السابقة.

تم إجراء تجربة على عامل التزاوج لمعرفة أي العوامل الثلاثة يعطي نتائج أفضل، إذ تم تجربة كل مسألة على كل العوامل.

يقسم العمل في هذه التجربة إلى ثلاث مراحل، المرحلة الأولى تجربة عامل التزاوج *(1x)*، المرحلة الثانية تجربة عامل التزاوج *(2x)*، المرحلة الثالثة تجربة عامل التزاوج *(ux)*. حجم المجتمع لكل مسألة اختير بعد تجربة مجموعة من الأحجام.

وبعد أن تنهي الخوارزمية الجينية عملها يؤخذ الفرد الناتج الذي يمثل عدد المجاميع المضببة والأوزان المضببة لتدريب الشبكة العصبية وكانت النتائج كما في الجدول(11).

في عامل التزاوج *(ux)* حجم المجتمع 20 فردا" يتولد عشوائياً، عدد الدورات الجينية هو30 دورة جينية.

مسألة *Diabetes*

في عامل التزاوج *(1x)* حجم المجتمع 10 أفراد تتولد عشوائياً، عدد الدورات الجينية هو 25 دورة جينية.

في عامل التزاوج *(2x)* حجم المجتمع 10 أفراد تتولد عشوائياً، عدد الدورات الجينية هو 30 دورة جينية.

في عامل التزاوج *(ux)* حجم المجتمع 10 أفراد تتولد عشوائياً، عدد الدورات الجينية هو25 دورة جينية.

جدول (11) تأثير عامل التزاوج على كل المسائل

type	*1x*			*2x*			*ux*		
problems	*Set no.*	*Net-error*	*Tr. rat*	*Set no.*	*Net-error*	*Tr. rat*	*Set no.*	*Net-error*	*Tr. Rat*
Synthetic	3	0.00103017	81	3	0.00194253	81	7	0.00061111	100
Iris	5	0.00030739	94	2	0.00082013	100	5	0.00025971	100
Diabetes	5	0.00667724	80	3	0.00083562	95	5	0.00043201	100

نلاحظ من الجدول (11) لكل مسألة عامل التزاوج *(ux)* أعطى نتائج أكثر دقة إذ كان تقارب الشبكة عنده أفضل من غيره من العوامل، إلا إنه في عامل التزاوج *(2x)* يكون التنفيذ أسرع إذ يعطي أقل عدد من المجاميع المضببة ويمكن ملاحظة ذلك من نسب التدريب.

3-9 المرحلة الأخيرة

في هذه المرحلة تحصل عملية مقارنة للنتائج التي تم الحصول عليها من تدريب المسائل في الشبكات العصبية التقليدية وتضبيب الشبكات العصبية والخوارزميات الجينية مع تضبيب الشبكات العصبية،

مسألة Synthetic

عند القيام بعملية تدريب هذه المسألة في الشبكة العصبية التقليدية تم اختيار شبكة عصبية ذات أوزان عشوائية إذ إن الأوزان التي تقع بين طبقة الإدخال والطبقة المخبأة تقع ضمن الفترة [0.5,0.5-] والأوزان التي تقع بين الطبقة المخبأة وطبقة الإخراج تقع ضمن الفترة [0.8,0.8-] والـ *baise* تقع ضمن الفترة -[0.1,0.1] هذه الأوزان اكتشفت بالتجربة. عدد الخلايا في الطبقة المخبأة كان 40 خلية عرف من خلال التجربة أيضاً أي إنها تحتاج إلى هيكل شبكي كبير. عملية التدريب تتطلب عدد دورات يتجاوز 10000 دورة. وكانت النتائج كما في الجدول (12).

مسألة Iris

عند القيام بعملية تدريب هذه المسألة في الشبكة العصبية التقليدية تم اختيار شبكة عصبية ذات أوزان عشوائية إذ إن جميع الأوزان تقع ضمن الفترة -[0.5,0.5]، هذه الأوزان اكتشفت بالتجربة. عدد الخلايا في الطبقة المخبأة كان 5 خلايا عرف من خلال التجربة أيضاً. عملية التدريب تتطلب عدد دورات يتجاوز 10000 دورة. وكانت النتائج كما في الجدول (12).

مسألة Diabetes

عند القيام بعملية تدريب هذه المسألة في الشبكة العصبية التقليدية تم اختيار شبكة عصبية ذات أوزان عشوائية إذ إن جميع الأوزان تقع ضمن الفترة -[0.5,0.5]، هذه الأوزان اكتشفت بالتجربة. عدد الخلايا في الطبقة المخبأة كان 50 خلية عرف من خلال التجربة أيضاً. عملية التدريب تتطلب عدد دورات يتجاوز 10000 دورة. وكانت النتائج كما في الجدول (12).

نلاحظ من الجدول (12) إن استعمال تضبيب الشبكات العصبية يكون كفوء ويعطي نتائج جيدة ولكن بعد إجراء العديد من التجارب لمعرفة عدد المجاميع المضببة والأوزان المضببة المناسبة لكل مسألة، لهذا استعمال الخوارزمية الجينة ضمنت لنا الوصول إلى خطأ قليل للشبكة بعدد مجاميع مضببة مناسب وأوزان مضببة مثلى مما يزيد كفاءة الشبكة ويسرع عملية التقارب وأيضاً نتخلص من عمليات التكرار في التنفيذ من أجل الوصول إلى نتائج مرغوب بها وهذا ما يلاحظ من نسب تدريب البيانات، بينما المسائل نفسها يكون من الصعب تدريبها في الشبكات العصبية التقليدية إذ تحتاج إلى الكثير من المحاولات والتجارب للوصول إلى نتائج جيدة.

كان عامل التزاوج *(ux)* الأفضل من حيث أنه وفر تنوع في المجتمع إذ في كل دورة جينية يتكون أفراد جدد أي يمنع تكرار الفرد.

كذلك تم إجراء عملية مقارنة بين نتائج بيانات الاختبار لغرض التأكد من النتائج.

هذه المسائل من مسائل التصنيف التي من الصعب تدريبها في الشبكات العصبية التقليدية إذ تحتاج إلى الكثير من المحاولات وكما يلي:-

جدول (12) مقارنة نتائج الشبكات العصبية وتضبيب الشبكات العصبية
والخوارزميات الجينية مع تضبيب الشبكات العصبية

Problem	Fuzzified Neural Networks				Genetic Fuzzified Neural Networks				Neural Networks	
	Set no.	Net-Error	Tr. rate	Ge. rate	Set no.	Net-Error	Tr. rate	Ge. rate	Net-Error	Tr. rate
synthetic	3	0.00097748	100%	90%	7	0.00061111	100%	100%	6.49935723	92%
Iris	3	0.00027085	100%	81%	5	0.00025971	100%	100%	0.00195592	90%
Diabetes	3	0.00058990	96%	-	5	0.00043201	100%	98%	17.20078617	75%

المصادر

1-H. Ishibuchi, K. Kwon & H. Tanaka," ***A Learning Algorithm of Fuzzy Neural Networks With Triangular Fuzzy Weights***", Department of Industrial Engineering Osaka Prefecture University, E-mail Hisaoi@ie.osakafu-u.ac.jp, 1995.

2-C. T. Leones, " ***Fuzzy Logic and Expert Systems Applications***", Academic Press, 1998.

3-H. Ishibuchi, M. Nii***," Neural Networks for Soft Decision Making***", Department of Industrial Engineering Osaka Prefecture University, E-mail Hisaoi@ie.osakafu-u.ac.jp, 2000.

4-H. Ishibuchi & H. Tanaka, "***Fuzzy Regression Analysis Neural Networks***", Department of Industrial Engineering Osaka Prefecture University, E-mail Hisaoi@ie.osakafu-u.ac.jp, 1992.

5-Fuzzy If-Then Rules", Department of Industrial Engineering Osaka Prefecture University, E-mail Hisaoi@ie.osakafu-u.ac.jp, 2001.

6-H. Ishibuchi, M. Nii, "***Fuzzy Regression Using Asymmetric Fuzzy Coefficients and Fuzzified Neural Networks***", Department of Industrial Engineering Osaka Prefecture University, E-mail Hisaoi@ie.osakafu-u.ac.jp, 2001.

7-H. Takagi, "***Introduction to Fuzzy Systems, Neural Networks, and Genetic Algorithms***", Intelligent Systems: Fuzzy Logic, Neural networks and Genetic Algorithms, Ch1, Pp1-33, 1997.

Hybrid System Geno-Fuzzified Neural Network For Solving Some Classification Problems

Raidah Salim Khaudeyer & Shatha Faleh Hendy

Abstract

This paper presented a hybrid method consisting of three intelligent systems (artificial neural networks, fuzzy logic, genetic algorithms), since these systems are effective in solving different issues but all the system suffers from some problems that reduce efficiency, so it was to integrate these systems with some To give the system benefit from the advantages of each method and encroaches on the disadvantages.

We used in this research method of a hybrid resulting from a combination of fuzzy logic and neural networks, as used fuzzy logic to fuzzified training data and weights used in the neural network, and this method is called ***fuzzified neural networks***, which gives the network a greater ability to generalize and accelerate the convergence process, but this method suffers of a problem in determining the number of fuzzy sets and optimal fuzzy weights, as the experiment method used to select it. To resolve this problem, genetic algorithm was used to determine the best number of fuzzy sets and the best fuzzy weights through research, which makes the network more efficiently trained.

Key words: fuzzy system, neural networks, genetic algorithm, fuzzified neural networks .