

### دراسة التنظيم الذاتي في تطبيق تمييز الصور

رغد محمد سليمان

منار يونس كشمولة

كلية الطب

كلية علوم الحاسبات والرياضيات

جامعة الموصل

تاريخ قبول البحث: ٢٠٠٣/٣/١٥

تاريخ استلام البحث: ٢٠٠٢/١١/١٩

### ABSTRACT

This research focuses on a self-organizing network and the effect of some factors on the network performance by using it for personal photo recognition. The network is built in two types: one dimensional, and two-dimensional network. A study for effect of the the types of initial weights on the performance of the network as well, the performance of the network is tested using two types of the initial weights: random weights and fixed weights, which represent the mean of the inputs to the network. The obtained results show that it is preferred to initialize the network with random weights for the one dimensional network while the results were almost equal for the two dimensional network. The research also studies the effects of the neighborhood functions on the performance of the network.

Three neighborhood functions are applied and compared. The experimental results had proved that the second function is the most efficient function among the others. In addition, a study of the network acceptance for the corrupted photos, and the effect of the number of output nodes on the ability of the network recognition. The results show that the density of the weight vectors should be greater than the network to separate the training patterns in the output nodes.

### الملخص

يتمحور هذا البحث حول دراسة شبكة التنظيم الذاتي ( Self Organizing Network ) ومعرفة تأثير بعض العوامل التي تؤثر في عمل الشبكة وذلك باستخدامها لتمييز الصور الشخصية ، وقد تم بناء الشبكة بنوعين، شبكة ببعد واحد وشبكة ببعدين ، كما تم إجراء دراسة عن تأثير نوع الأوزان الابتدائية في عمل الشبكة، إذ تم اختبار عمل الشبكة مع نوعين من الأوزان الابتدائية وهما الأوزان العشوائية والأوزان الثابتة التي تمثل قيم متوسط المدى لقيم

الإدخال على الشبكة وكانت النتائج تشير إلى أفضلية تهيئة الشبكة بأوزان عشوائية بالنسبة إلى شبكة ذات بعد واحد ، أما بالنسبة إلى شبكة ذات بعدين فقد كانت النتائج مقاربة . وتضمن البحث أيضاً دراسة تأثير نوع دوال التجاور المستخدمة في عمل الشبكة ، إذ تم تطبيق ثلاثة أنواع من دوال التجاور ومقارنتها، وقد أثبتت التجارب أن الدالة الثانية أكفأ من الدالة الأولى والثالثة في الشبكة ذات البعد الواحد وفي الشبكة ذات البعدين، كما تمت دراسة مدى تقبل الشبكة للصور المشوهة وتأثير عدد خلايا الإخراج في قدرة الشبكة على فصل أنماط التدريب (الصور) عن بعضها البعض، ويتضح من النتائج الإختبارية ضرورة أن تكون كثافة متجهات الأوزان في مجال الإحداثيات اكبر من كثافة متجهات الإدخال في حالة توظيف الشبكة لعزل أنماط التدريب في خلايا الإخراج .

### المقدمة

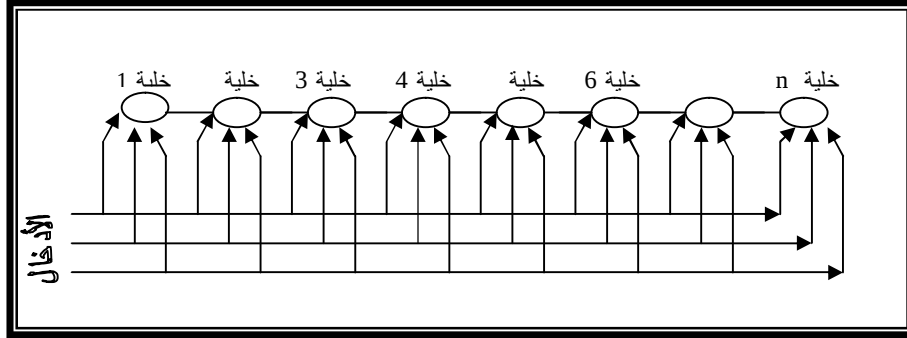
يطلق مصطلح التنظيم الذاتي على بعض الأنظمة الحياتية التي نتعامل معها ، ويمكننا تعريف النظام بأنه مجموعة من الأجزاء المتفاعلة مع بعضها لتؤدي وظائفها بصورة متكاملة ولتجعل النظام ذا حدود واضحة تميزه عما حوله . أما التنظيم فهو ترتيب مجموعة من أجزاء النظام بحيث تكون قادرة على أداء وظيفة معينة ، والنظام الذي يتخذ شكلاً وترتيباً معيناً على أن لا يكون هذا الشكل مفروضاً من قبل تأثيرات خارجية ، يسمى بالنظام ذاتي التنظيم (Self Organizing System) [4] .

### معمارية شبكة التنظيم الذاتي Architecture of Self Organizing Feature Maps

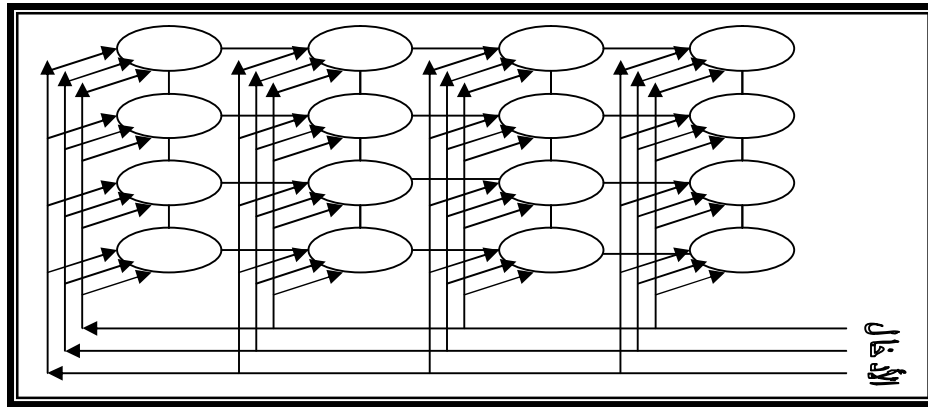
تتكون شبكة التنظيم الذاتي من طبقتين هما طبقة الإدخال (Input Layer) وطبقة الإخراج (Output Layer) وتسمى أيضاً الطبقة التنافسية ، وكل خلية في طبقة الإدخال مرتبطة مع كل خلايا طبقة الإخراج بتغذية أمامية (Full connected feed forward)، ويحدّد المستخدم للشبكة حجم طبقة الإدخال على أن يكون مطابقاً لحجم متجهات الإدخال (عدد الخلايا لهذه الطبقة يساوي عدد عناصر متجه الإدخال) [5][8] .

أما الطبقة التنافسية فممكن أن تكون ذات بعد واحد أي أن تكون على شكل صف واحد من الخلايا ، أو تكون ذات بعدين على شكل عدد من الصفوف والأعمدة ، فالخلايا ممكن ان تنظم بأي أسلوب هندسي (Topology) ، والشكل (1) يبين البنية الهندسية لشبكة منظمة ببعد واحد من الخلايا وهي تنظم عملية العقدة بعلاقة هندسية أحادية البعد ، هذا يعني أن كل خليتين

متجاورتين ستختلفان عن بعضهما بنسبة اقل من خلايا ابعد بقليل أو خلايا غير متجورة ، وترداد نسبة الاختلاف بازدياد المسافة بين خلية وأخرى ، هذه الخاصية ستسود أيضا في الشبكة الثنائية الأبعاد ولكن هنا سيكون لدينا أربع من الخلايا المجاورة لكل خلية باتجاه الشرق، الغرب ، الشمال والجنوب ، الشكل (2) يوضح البنية الهندسية لشبكة التنظيم الذاتي بطبقة تنافسية ذات بعدين [1][12] .



الشكل (1) البنية الهندسية لشبكة التنظيم الذاتي ( ذات بعد واحد )

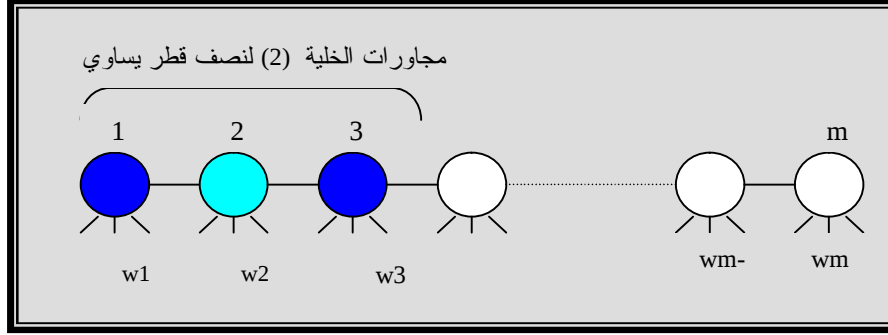


الشكل (2) البنية الهندسية لشبكة التنظيم الذاتي ( ذات بعدين )

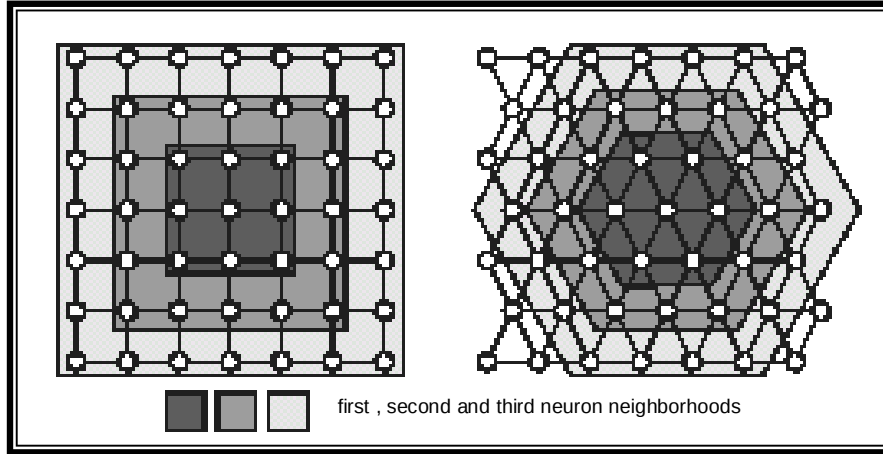
### توضيح فكرة التجاور Neighborhood

يوضح الشكل (3) فكرة التجاور في طبقة تنافسية بترتيب خطي (ذي بعد واحد) إذ تمثل الخلية المظلمة باللون الفاتح الخلية الفائزة والخلايا المجاورة (Neighborhood Nodes) مظلمة

باللون الغامق ، ونصف القطر (Radius) الذي يصل بين الخلايا الفائزة وآخر خلية مجاورة ويتمثل بالرسم بمقدار 1 [6][14].



الشكل (3) الخلايا المجاورة في شبكة ذات بعد واحد  
أما إذا كانت الطبقة التنافسية ذات بعدين فالخلايا يمكن ان تكون مرتبة ترتيباً رباعياً أو سداسياً ، والشكل (4) يبين الخلية ألام أو الخلية الفائزة و الخلايا المجاورة لها في طبقة تنافسية ثنائية الأبعاد ،



الشكل (4) الخلايا المجاورة في شبكة ذات بعدين (رباعية وسداسية)  
ولا يختلف عمل الشبكة باختلاف البنية الهندسية لها بل الاختلاف يكون فقط في عدد الخلايا المجاورة عند اختيار نصف قطر معين [3][7] .

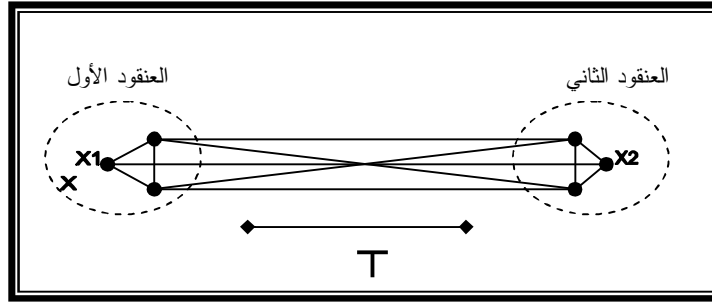
يطلق على منطقة الخلايا المجاورة مع الخلية ألام النافذة ( Window ) إذ إن تأثير الخلية الفائزة يكون صفراً خارج هذه النافذة في حين تؤثر في الخلايا الواقعة ضمن تلك النافذة .  
 إن حجم هذه النافذة يكون متغيراً ، إذ يكون كبيراً في بداية التدريب ويقل باستمرار عملية التدريب. إذ سيكون تأثير الخلية الفائزة في الخلايا المجاورة لها معدوماً بعد مدة من الزمن [1][2][5][8][9].

### عملية العنقدة في تمييز الأنماط

عملية العنقدة هي تقسيم الكيانات أو الأنماط إلى مجاميع بحيث إن كل مجموعة تضم الكيانات المتشابهة وتكون معزولة عن الكيانات المختلفة عنها ، معتمدة في ذلك على خصائص و مميزات تلك الكيانات [11][15]. لتكوين العنقود نحتاج إلى بناء أساس نعتد عليه في تخصيص مجموعة من الأنماط ضمن عنقود واحد ، وهناك العديد من القوانين التي تستخدم لهذا الغرض ، من هذه القوانين ، قانون المسافة الاقليدية وهو الأكثر استخداماً لبساطته ، فلقياس مقدار التشابه بين متجهين يتم حساب المسافة الاقليدية عن طريق حساب المسافة بين نقاط المتجهين، باستخدام القانون :

$$\|x - x_i\| = \sqrt{(x - x_i)^2}$$

وكلما كان مقدار المسافة قليلاً كانت هذه الأنماط متشابهة وقريبة من بعضها ، ويمكن وضع متغير (T) كقيمة عتبة تستخدم للتفريق بين العناقيد فهي أعلى قيمة للمسافة بين الأنماط ضمن عنقود واحد كما موضح بالشكل (5) .



الشكل (5) قياس مقدار التشابه باستخدام المسافة الاقليدية

### اختبار انتظام الشبكة

من الخصائص الرئيسية لشبكة التنظيم الذاتي هي قدرتها على ربط الخلايا بمجموعة الأوزان بشكل يحقق التنظيم الهندسي للشبكة. ويتم التأكد من انتظام الشبكة من خلال قياس المسافة الاقليدية بين الخلايا ، إذ يجب أن تتوافق المسافة المقاسة مع التصميم التوبولوجي الأصلي للشبكة . ويقال عن الشبكة بأنها قد انتظمت إذا تناسبت المسافة الاقليدية بين الخلايا تناسباً طردياً مع المسافة الهندسية بين هذه الخلايا [12] .

### خطوات العمل في شبكة التنظيم الذاتي

يتضمن استخدام شبكة التنظيم الذاتي لتمييز الصور الخطوات الآتية :-

تحديد معمارية الشبكة العصبية .

تهيئة معلمات التعلم (learning parameters).

تهيئة مصفوفة الأوزان ومن ثم إجراء عملية التعيير لهذه المصفوفة .

تهيئة الصورة وتعييرها

تحويل الصور إلى متجهات إدخال للشبكة

تدريب الشبكة العصبية حسب الخوارزمية المخصصة لها والحصول على نتائج التمييز.

وأخيراً تأتي عملية التذكر Recall واختبار الشبكة .

### تهيئة معمارية شبكة التنظيم الذاتي

تتم عملية تغذية الشبكة العصبية بالبيانات من خلال طبقة الإدخال، وعدد الخلايا فيها يساوي عدد عناصر متجه الإدخال أي بعدد النقاط في الصورة. أما طبقة الإخراج (الطبقة التنافسية) فعدد الخلايا فيها يكون مساوياً لعدد الصور المراد تمييزها أو ان يكون أكثر من ذلك ، وقد تم تنفيذ الشبكة بشكليين شبكة ذات بعد واحد وشبكة ذات بعدين وبعدد مناسب من الخلايا .

### تهيئة الأوزان

تتمثل أوزان الارتباطات في الشبكة كمصفوفة من القيم ، كل صف في المصفوفة عبارة عن مجموعة الأوزان المرتبطة بخلية معينة من الشبكة ، أما الأعمدة في هذه المصفوفة فتتمثل جميع الخلايا في الشبكة ( أي ان عدد الصفوف في مصفوفة الأوزان مساوٍ لعدد الخلايا ) . وقد تم في هذا البحث الاعتماد على طريقتين في تهيئة الأوزان :-

تهيئة عشوائية وهي إعطاء الأوزان قيماً عشوائية صغيرة محصورة ما بين [0..1] .

تهيئة ثابتة بقيم وسطية للمدى الذي يمكن ان تتمثل فيه البيانات المدخلة ، فمثلا البيانات المدخلة للشبكة ستكون قيمها بعد عملية التعبير محصورة ما بين [0..1] ، لذلك فان الأوزان في هذه الحالة ستحمل جميعها القيمة 0.5 كقيمة وسطية للمدى المحصور بين [0..1]. وقد أجريت عدة اختبارات لمعرفة الفرق بين الطريقتين .

#### تهيئة الصورة وتعبيرها

بعد قراءة الصورة من ملفات الخزن يتم توحيد أحجامها وجعلها جميعاً 100x100 نقطة لتتناسب متطلبات الشبكة بثبات حجم جميع بيانات الإدخال ثم خزنها في مصفوفة ثنائية ، بعد ذلك تأتي مرحلة تعبير الصورة (Normalization) ، فبيانات الصورة هي قيم حقيقية مداها ما بين [0..255] وهي قيم بعيدة عن قيم الأوزان الأولية في الشبكة لذا تجري عليها عملية التعبير لحصر قيم هذه البيانات ما بين [0..1] ، وتتم عملية التعبير بتطبيق القانون الآتي على بيانات الصورة ومصفوفة الأوزان في الوقت نفسه:

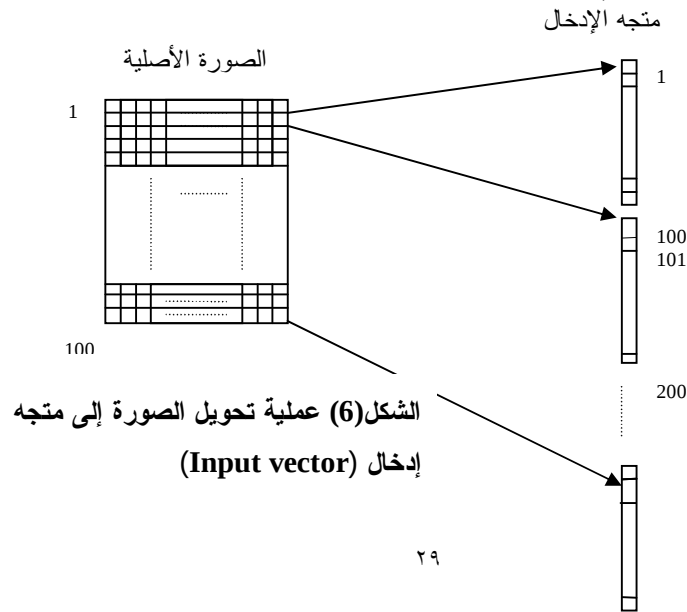
$$\bar{x} = x / l$$

$$l = \sqrt{\sum_{i=1}^n x_i^2}$$

حيث n هي عدد البيانات

#### تحويل الصورة إلى متجه إدخال للشبكة

تقتضي تغذية الشبكة ببيانات الصورة تحويل هذه البيانات إلى متجه إدخال يحوي جميع نقاط الصورة المتكونة من 10000 نقطة ويتم ذلك بإدراجها سطرًا تلو الآخر في ذلك المتجه والشكل (6) يوضح هذه العملية .



## تدريب الشبكة

دُرِّبَت شبكة التنظيم الذاتي حسب الخوارزمية الخاصة بها بعد وضع قيم ابتدائية لمقدار نصف القطر المحدد لعدد الخلايا المجاورة ، وكذلك وضع قيم ابتدائية لمعامل التعلم الذي يأخذ قيمة صغيرة ما بين [0.1 .. 0.9] ، ثم تحديد شروط التوقف المتمثلة بأقصى عدد لدورات التدريب وقيمة المسافة الافتراضية المحتملة (Tolerance Distance) التي يجب ان تحققها الشبكة ، وقد أُخذت الأعداد 200 و 0.00001 كقيم لمتغيرات شروط التوقف على التوالي ثم تحديد طول الفترة لتقليل معامل التعلم ونصف القطر .

وحيث أن هناك العديد من دوال التجاور المستخدمة في قانون تعديل الأوزان للخلايا ، إذ استخدمت ثلاث من هذه الدوال لأجل المقارنة تم تدريب الشبكة باستخدام :-

$$\Lambda(j,k) = \begin{cases} 1 & |j-k| \leq r \quad \text{or} \quad |j-k|=0 \\ 0 & |j-k| > r \end{cases} \quad \text{for } j=1, \dots, m$$

حيث  $m$  هي عدد الخلايا في الشبكة  
 $r$  هي مقدار نصف القطر المحدد لعدد الخلايا المجاورة  
 $k$  تسلسل أو موقع الخلية الفائزة

حيث يتم في هذه الدالة تعديل أوزان الخلية الفائزة و الخلايا المجاورة لها بنفس نسبة معامل التعلم  $h$

$$\Lambda(j,k) = \begin{cases} 1 & |j-k| = 0 \\ 0.5 & |j-k| \leq r \\ 0 & |j-k| > r \end{cases} \quad \text{for } j=1, \dots, m$$

2- الدالة الثانية

حيث  $m$  هي عدد الخلايا في الشبكة

في هذه الدالة يتم تعديل أوزان الخلية الفائزة بنسبة معامل التعلم و أوزان الخلايا المجاورة بنصف نسبة معامل التعلم  $h$

### 3- دالة Gaussian

$$\Lambda(j, k) = \begin{cases} 1 & |j - k| = 0 \\ \exp\left(-\frac{p^2(j)}{2s^2}\right) & |j - k| \leq r \\ 0 & |j - k| > r \end{cases}$$

حيث أن

$p(j)$  هي المسافة بين الخلية  $j$  إلى الخلية الفائزة  $k$

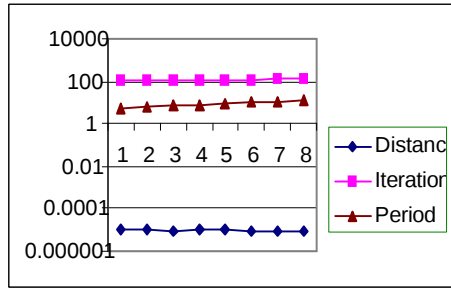
$\sigma^2$  هي معامل التباين الذي يحدد مقدار انتشار دالة Gaussian على خلايا الشبكة .

تعمل هذه الدالة على تغيير أوزان الخلايا المجاورة بنسبة تتناسب عكسياً مع البعد عن الخلية الفائزة، علماً إن الدالة الأساسية المستخدمة في دالة Gaussian هي الدالة الأسية [5][10] (exp).

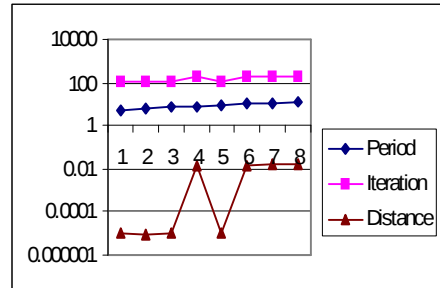
### النتائج

#### 1. تأثير طريقة تهيئة الأوزان الأولية في شبكة التنظيم الذاتي

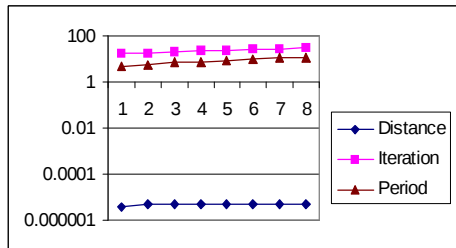
بعد تكوين شبكة التنظيم الذاتي من طبقتين بعدد من الخلايا في طبقة الإدخال يساوي عدد نقاط الصورة (10000) و 30 خلية في الطبقة التنافسية ، رُتبت خلايا هذه الطبقة على شكلين الأول على شكل شبكة خطية مكونة من 30 خلية متسلسلة والشكل الثاني كشبكة من بعدين بخمسة أعمدة وستة صفوف من الخلايا . دُرِّبَت الشبكة بشكلها بطريقتين لتهيئة الأوزان ، الأولى بأوزان عشوائية ، والثانية بأوزان ذات قيم وسطية لمدى بيانات الإدخال . والشكلان (7) و (8) يوضحان النتائج المستخلصة من تدريب شبكة ذات بعد واحد باعتماد طريقتي تهيئة الأوزان الأولية ، أما الشكلان (9) و (10) فيبين كل منهما نتائج التدريب لشبكة ثنائية الأبعاد باستخدام الأوزان العشوائية والأوزان الوسطية على التوالي .



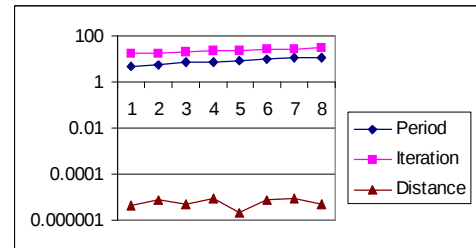
الشكل (8) المخطط البياني لنتائج تدريب شبكة ذات بعد واحد بأوزان عشوائية (Random)



الشكل (7) المخطط البياني لنتائج تدريب شبكة ذات بعد واحد بأوزان وسطية (midpoint)



الشكل (10) المخطط البياني لنتائج تدريب شبكة ثنائية الأبعاد بأوزان وسطية (midpoint)



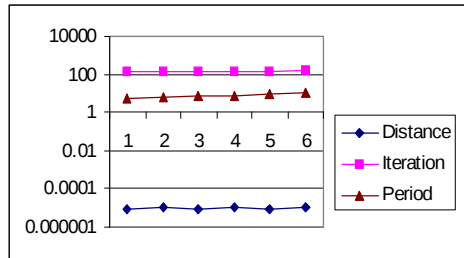
الشكل (9) المخطط البياني لنتائج تدريب شبكة ثنائية الأبعاد بأوزان عشوائية (Random)

يبين الشكل (7) عدم وصول الشبكة المهيأة بالأوزان الثابتة الوسطية (Midpoint) إلى قيمة المسافة الافتراضية المحتملة حتى بعد وصولها إلى عدد تكرارات يساوي (200) وهو أحد شروط التوقف . ويعزى ذلك إلى إن الاختيار العشوائي للأوزان يجعل متجهات الأوزان منتشرة بشكل واسع حول المجال (Hypersphere) ، أما عملية توحيد الأوزان الابتدائية بقيم متساوية

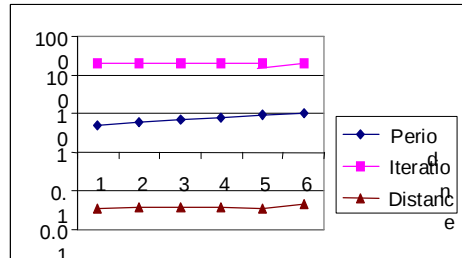
فإنها تجعل من متجهات الأوزان متجمعة في نقطة واحدة في المجال (Hypersphere) وعلى ما يبدو من النتائج ، إن متجهات الإدخال موزعة في المجال وليست متجمعة في منطقة واحدة ، السبب الذي يجعل احتمال قدرة الشبكة على عزل متجهات الإدخال كأصناف مختلفة واقترب متجهات الأوزان العشوائية اكبر من احتمال اقتراب الأوزان الثابتة وعزلها لمتجهات الإدخال في خلايا الإخراج ، بينما تختفي هذه الحالة في الشبكة ثنائية الأبعاد (الرباعية) لاختلاف طريقة اختيار الخلايا المجاورة .

## 2. مقارنة بين دوال التجاور المستخدمة في قانون تعديل الأوزان

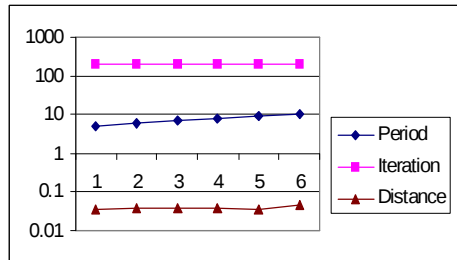
دُكرَ سابقاً ثلاث من دوال التجاور التي تستخدم في قانون تعديل الأوزان ، وقد أجريت المقارنة بين الدوال الثلاث (الدالة الأولى تعمل على تعديل أوزان الخلية الفائزة و الخلايا المجاورة بنفس النسبة لمعامل التعلم ، والدالة الثانية تعمل على تعديل أوزان الخلايا المجاورة بنصف نسبة تعديلها للخلية الفائزة ، أما الدالة الثالثة فتعمل على تعديل الأوزان بنسبة تتناسب عكسياً مع البعد عن الخلية الفائزة ) والأشكال الآتية توضح النتائج التي حصلنا عليها باستخدام الدوال الأولى والثانية والثالثة في شبكة ذات بعد واحد وشبكة ذات بعدين على التوالي .



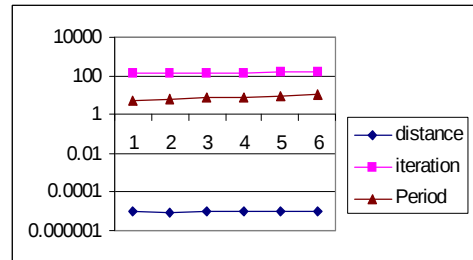
المخطط البياني لنتائج تدريب شبكة (12)الشكل ذات بعد واحد باستخدام دالة التجاور الثانية



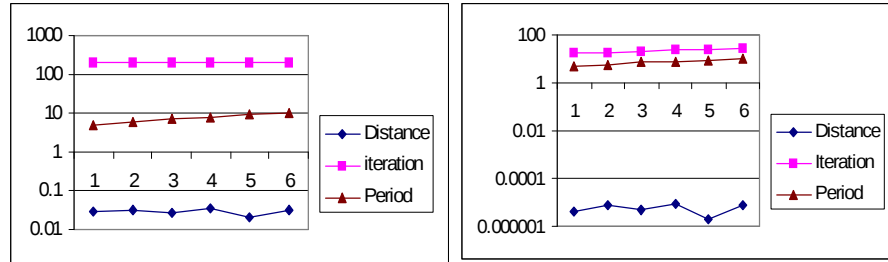
الشكل (11) المخطط البياني لنتائج تدريب شبكة ذات بعد واحد باستخدام دالة التجاور الأولى



المخطط البياني لنتائج تدريب شبكة ذات (14)الشكل بعدين باستخدام دالة التجاور الأولى



الشكل (13) المخطط البياني لنتائج تدريب شبكة ذات بعد واحد باستخدام دالة التجاور الثالثة



الشكل (16) المخطط البياني لنتائج تدريب شبكة ذات بعدين باستخدام دالة التجاور الثالثة

الشكل (15) المخطط البياني لنتائج تدريب شبكة ذات بعدين باستخدام دالة التجاور الثانية

يتبين من الأشكال المبينة آنفاً أن الدالتين الثانية والثالثة أكثر كفاءة من الدالة الأولى في فصل أنماط التدريب كأصناف مختلفة في الشبكة الأحادية الأبعاد ، هذا يعني ضرورة تغيير أوزان الخلايا المجاورة بنسبة اقل من نسبة تغييرها في الخلية الفائزة ، وقد لوحظ من خلال أعمال مسبقه [9][7]، احتياج الشبكة إلى عدد كبير من الخلايا لتمييز الصور عند استخدام الدالة الأولى . أما بالنسبة إلى الشبكة الثنائية الأبعاد فان الدالة الثانية كانت أكثر كفاءة من الدالة الأولى والثالثة ، ويعزى سبب فشل الدالة الثالثة في التمييز إلى صغر حجم الشبكة مما يجعل نسبة تغيير أوزان الخلايا المجاورة مقارنة إلى نسبة تغييرها في الخلية الفائزة كما في الدالة الأولى .

### 3. تأثير عدد خلايا الطبقة التنافسية في عمل الشبكة

يوضح الجدول الآتي ضرورة أن يكون حجم الشبكة اكبر من عدد الأنماط المراد فصلها في خلايا الإخراج ، إذ لم تتوصل الشبكة إلى المسافة الافتراضية المحتملة وهي بحجم مقداره 20 خلية في طبقة الإخراج، وعند زيادة عدد خلايا الإخراج، تمكنت الشبكة من الوصول إلى المسافة الافتراضية المحتملة التي تعني قدرة الشبكة على عزل أنماط التدريب في خلايا الإخراج. هذا

يعني ضرورة ان تكون كثافة متجهات الأوزان في المجال (Hyperspher) اكثر من كثافة متجهات الأوزان في حالة توظيف الشبكة لعملية عزل أنماط التدريب، وبعبكسه عند توظيف الشبكة لضم أنماط التدريب في خلايا الإخراج.

|                         | Period | Radius | No. of nodes in output layer | Iteration | Average Distance |
|-------------------------|--------|--------|------------------------------|-----------|------------------|
| One dimensional network | 7      | 8      | 20                           | 200       | 0.028429         |
|                         | 7      | 8      | 40                           | 128       | 0.00000923       |
| Two dimensional network | 10     | 2      | 5x4                          | 200       | 0.025203         |
|                         | 10     | 2      | 5x8                          | 39        | 0.00000354       |

الجدول (1) تأثير عدد الخلايا في قدرة الشبكة على فصل أنماط التدريب باستخدام الدالة الثانية

#### 4. تقبل الشبكة للبيانات المشوهة

تتصف شبكة التنظيم الذاتي بقدرتها على معالجة البيانات وتمييزها وان كانت هذه البيانات غير كاملة أو قد أفسدت بالضوضاء ، ولقياس مدى تقبل الشبكة لمثل هذه البيانات ، تم استخدام نوعين من عمليات التشويه وهما تشويه Gaussian و تشويه Salt&Pepper ، فالتشويه أو الضوضاء هي معلومات غير مرغوب فيها تعمل على إفساد الصور. وهناك أنواع من التشويه نذكر منها :

1- تشويه Gaussuian : تتمثل معادلة التوزيع البياني لنقاط الصورة (Gaussian

Histogram) كالآتي

$$Histogram_{Gaussian} = \frac{1}{\sqrt{2ps^2}} e^{-(g-m)^2 / 2s^2}$$

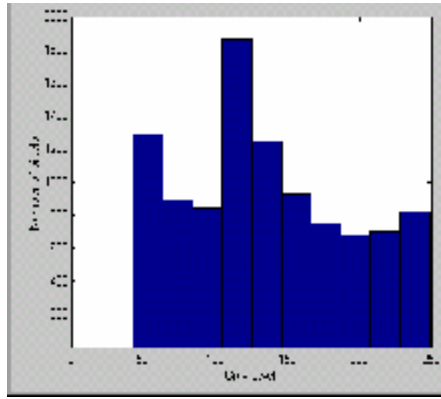
حيث ان

$g$  = قيمة التدرج الرمادي

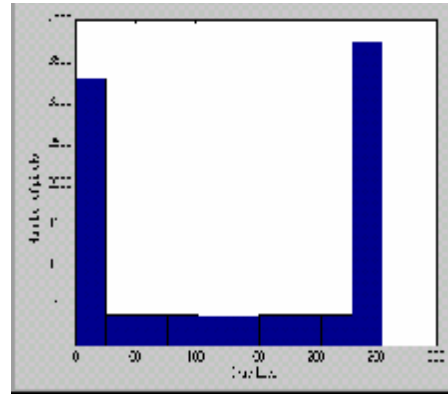
$m$  = المعدل

$\sigma$  = للانحراف المعياري

وتعرف معادلة Gaussian قيماً من  $-\infty$  إلى  $+\infty$  ، وبما أن قيم التدرجات الرمادية للصورة معرفة ضمن مدى محصور بين [0...255] فعند تطبيق هذه المعادلة على الصورة سوف تظهر لدينا نقاط كثيرة تقع خارج مدى التدرجات ألا وطاً والأعلى للصورة ، ونتيجة لذلك فإن جميع قيم الضوضاء الأقل من الحد الأدنى للتدرجات الرمادية تُقطع وتُحول إلى الحد الأدنى ، وجميع قيم الضوضاء التي فوق الحد الأعلى للتدرجات الرمادية تُقطع وتُحول إلى الحد الأعلى ، والشكل (16) يوضح مخطط التوزيع البياني (Histogram) لصورة معينة قبل إجراء تشويهِ Gaussian عليها وبعده ، ويتضح من الشكل (16-b) ازدياد عدد النقاط الواقعة في الحد الأدنى والحد الأعلى لتدرجات الصورة الرمادية [2][13] .



(a) قبل إجراء تشويهِ Gaussian



(b) بعد إجراء تشويهِ Gaussian

الشكل (16) مخطط التوزيع البياني لصورة

2- تشويهِ Salt & Pepper : يتمثل هذا النوع من التشويهِ باختيار عشوائي لبعض نقاط الصورة الأصلية وتحويل قيم هذه النقاط إلى نقاط سوداء (pepper) بقيمة 0 ، ونقاط بيضاء (salt) بقيمة 255 ، ونسبة متساوية [13] .

وفيما يأتي نموذج من الصور قد أجريت عليها التشوهات المذكورة وبنسب مختلفة

الصورة الأصلية



تشويهِ Gaussian



0.1



0.2



0.3



0.35



0.4

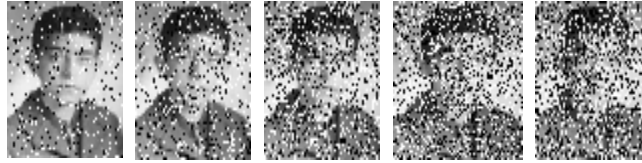
نسبة التشويهِ

نسبة التشويهِ في تشويهِ gaussian هي مقدار معامل التباين (variance) للصورة

الصورة الأصلية



تشويه Salt &amp; Pepper



نسبة التشويه 0.1 0.2 0.3 0.35 0.4

نسبة التشويه في تشويه Salt & Pepper هي مقدار كثافة النقاط السوداء والبيضاء المضافة للصورة. تدخل هذه الصور إلى الشبكة في مرحلة الاسترجاع (Recall) بعد معرفة الخلية الفائزة بالصورة الأصلية المعينة ثم يتم فحص فيما إذا كانت الخلية نفسها هي الرابحة بتلك الصور المشوهة ، وقد تقبلت الشبكة هذه الصور إلى حد نسبة معينة من التشويه (عند زيادة نسبة التشويه تتغير الخلية الرابحة للصورة عما كانت عليه في الصورة الأصلية) ، والجدول (2) يبين نسبة التشويه التي تتقبلها الشبكة علما إن الخلية الفائزة بالصورة الأصلية أعلاه هي الخلية رقم 17 .

| تشويه Gaus. | نسبة التشويه   | 0.1 | 0.2 | 0.3 | 0.4 | 0.5 |
|-------------|----------------|-----|-----|-----|-----|-----|
|             | الخلية الفائزة | 17  | 17  | 16  | 16  | 16  |

الجدول (2-a) مدى تقبل الشبكة للصور المشوهة تشويه Gaussian

| تشويه | نسبة التشويه   | 0.1 | 0.2 | 0.3 | 0.35 | 0.4 |
|-------|----------------|-----|-----|-----|------|-----|
| S & P | الخلية الفائزة | 17  | 17  | 17  | 17   | 16  |

الجدول (2-b) مدى تقبل الشبكة للصور المشوهة تشويه Salt &amp; Pepper

تصنف الشبكة الصور المشوهة ضمن الصنف الذي تقع فيه الصورة الأصلية إلى حد نسبة معينة من التشويه ، وهذا يوضح عملية العنقدة في الشبكة أي إن الصورة الأصلية والصور المشوهة المصنفة ضمن نفس الخلية تشكل العنقود التابع لتلك الخلية والتي تمتلك أقل مسافة اقليدية بين أوزانها وبيانات هذه الصور.

## 5. انتظام الشبكة

لمعرفة مدى انتظام الشبكة ، تُحسب المسافة الاقليدية بين الخلية الأولى وكل خلية من خلايا الشبكة بصورة متتابعة [12] ، علماً إن هذا الاختبار قد تم على شبكة ذات بعد واحد فقط وبحجم 60 خلية . وقد تم تدريب الشبكة على ست صور ، ومن الجدول (3) يتضح تدرج قيمة المسافة الاقليدية تصاعدياً مع ابتعاد المسافة عن الخلية الأولى ، إذ إن كل قيمة من الجدول تمثل المسافة الاقليدية بين الخلية الأولى و إحدى خلايا الشبكة المتسلسلة.

| رقم الخلية | المسافة الاقليدية | رقم الخلية | المسافة الاقليدية |
|------------|-------------------|------------|-------------------|
| ٣١         | ٠,٦٢٨٢١٩٣٧٦٢٩٨٦٩  | ٢          | ٠,٠٠٠٠٠٠٠٠٠٠٠٠٠٠  |
| ٣٢         | ٠,٦٢٨٢١٩٣٧٦٢٩٨٦٩  | ٣          | ٠,٢٠٥٢٣٩٥٣٤٠٥٧٩٩  |
| ٣٣         | ٠,٦٢٨٢٣٨٢٢٨١٦٦٦٤  | ٤          | ٠,٢٠٥٢٣٩٥٣٤٠٥٧٩٩  |
| ٣٤         | ٠,٧٤٣٥١٦٦٠٠٦٧٤٠٨  | ٥          | ٠,٢٠٥٢٣٩٥٣٤٠٥٧٩٩  |
| ٣٥         | ٠,٧٤٥٠٨٦٧٢٨٨٤٧٠٠  | ٦          | ٠,٢٠٥٢٣٩٥٣٤٠٥٧٩٩  |
| ٣٦         | ٠,٧٤٥٠٨٦٨٥١١٨٧١٠  | ٧          | ٠,٢٠٥٢٣٩٥٣٤٠٥٧٩٩  |
| ٣٧         | ٠,٧٤٥٠٨٦٨٥١١٩٠٤٥  | ٨          | ٠,٢٠٥٢٣٩٥٣٤٠٥٧٩٩  |
| ٣٨         | ٠,٧٤٥٠٨٦٨٥١١٩٠٤٥  | ٩          | ٠,٢٠٥٢٣٩٥٣٤٠٥٧٩٩  |
| ٣٩         | ٠,٧٤٥٠٨٦٨٥١١٩٠٤٥  | ١٠         | ٠,٢٠٥٢٣٩٥٣٤٠٥٨٠٨  |
| ٤٠         | ٠,٧٤٥٠٨٦٨٥١١٩٠٤٥  | ١١         | ٠,٢٠٥٢٨٣٤٣١٨٤٢٣٥  |
| ٤١         | ٠,٧٤٥٠٨٦٨٥١١٩٠٤٥  | ١٢         | ٠,٢٠٥٢٨٣٤٣١٨٤٢٣٥  |
| ٤٢         | ٠,٧٤٥٠٨٦٨٥١١٩٠٤٥  | ١٣         | ٠,٤٧٧٢٥٣٠٣٠٨٥٥٤٢  |
| ٤٣         | ٠,٧٤٥٠٨٦٨٥١١٩٠٤٥  | ١٤         | ٠,٤٨٩٢٨٤١٦١٥٢٢١٥  |

|    |                  |    |                  |
|----|------------------|----|------------------|
| ٤٤ | ٠,٧٤٥٠٨٦٨٥١١٩٠٤٥ | ١٥ | ٠,٤٨٩٢٨٤١٦١٥٢٢٢٧ |
| ٤٥ | ٠,٧٤٥٠٨٦٨٥١١٩٠٤٥ | ١٦ | ٠,٤٨٩٢٨٤١٦١٥٢٢٢٧ |
| ٤٦ | ٠,٧٤٥٠٨٦٨٥١١٨٩٦٠ | ١٧ | ٠,٤٨٩٢٨٤١٦١٥٢٢٢٧ |
| ٤٧ | ٠,٧٤٥٠٨٦٨٢٠٢٨٠٠٤ | ١٨ | ٠,٤٨٩٢٨٤١٦١٥٢٢٢٧ |

الجدول (3) يوضح تدرج قيمة المسافة الافتراضية

## المقترحات للأعمال المستقبلية

- بعد إنجاز هذا العمل يخطر في الفكر العديد من التوصيات لأعمال ممكن أن تتجز مستقبلًا ، من هذه التوصيات :
- 1- إجراء نفس التجارب والاختبارات على الشبكة ولكن بتطبيق آخر كتمييز الصوت مثلاً.
  - 2- محاولة ربط الشبكة بشبكة جينية للحصول على أوزان أولية مثالية.
  - 3- استخلاص خصائص الوجه فقط من الصورة باستخدام عمليات التقطيع (segmentation) قبل إدخالها إلى الشبكة .

المصادر

- [1] Aldasoro, C. C. , (1999) “ Image Segmentation with Kohonen Neural Network Self Organizing Maps “, Institute Technology Autonomy , Maxico.
- [2] Demnth, H. , Beal M., (1998) “Neural Network toolBox User’s Guide “, Math Works,Inc., USA .
- [3] Eysaa, M. Z., Al-Mohammad I. A., (2000) “Neural Networks Topology, Algorithms, Applications”, RAY puplishing.
- [4] Huang, M. , Djuric I. , Park S. , (2001) “ Self Organizing Feature Maps”, . Email : [djuric@cpsc.ucalgary.ca](mailto:djuric@cpsc.ucalgary.ca)
- [5] Kalid, S. A. , (1997) “Image Processin for VQ on ns”, M.Sc. Thesis, Department of Computer Scince , College of Scince, University of Mosul .
- [6] Khaleel, B. I. , (June, 2001) “Coparitive Application for Some Artificial Neural Network s Technique”, M.Sc. Research, Department of Computer Scince, College of Scince, University of mosul .
- [7] Lawrance, S., Giles L. , Tsoi A. C. , Back A. D. , (April, 1996) “Face Recognition : A Hybrid Neural Network Approach ”, Technical Report, Institute for Advanced Computer studies, University of Maryland .
- [8] Long, Z., (2001) “Neural Networks – Lecture 18”, school of computer science, university of Birmingham, Birmingham B152TT, United Kingdom. Email: contact [webdev@cs.bham.ac.uk](mailto:webdev@cs.bham.ac.uk) .[http: // www .cs.bham.ac.uk](http://www.cs.bham.ac.uk) .

- [9] Luo, H. J., Tseng D. C. , (1997) “Self – Organizing feature Map for multi – Spectral Spot Land Cover Classification “, National Central University, Chungli, Taiwan .
- [10] Paplisinki, A. P. , (April 17, 2002) “ Self Organizing Feature Maps”,The department of computer science , University of Calgary, Calgary Canada. <http://pharos.cpsc.ucalgary.ca/include/footer.html>.
- [11] Smith, S. , (1996) “Machine Learning Tutorial” ,School of computer science.Email:serengul1@mdx.ac.uk<http://www.cs.mdx.ac.uk/staffpages/serengul/ML/title.html> .
- [12] Turhan, T. M., (November, 1997) “Kohonen’s Self Organizing Networks with ‘Conscience’ “.[http:// pages. cpsc. Ucalgary .ca/~jacob/courses /winter2001/ cpsc533 /sliders/05.3-sofs-6up.pdf](http://pages.cpsc.Ucalgary.ca/~jacob/courses/winter2001/cpsc533/sliders/05.3-sofs-6up.pdf).
- [13] Umbaugh, S. E. , (1998) “Computer vision and Image Processing A Practical Approach Using CVIP tools” , Prentice – Hall, Inc. , USA.
- [14] Valluru, B. Rao, Hayagrva V. Rao,(1993) “C++ Neural Networks and Fuzzy Logic”, Henry Holt and Company, Inc., New York.
- [15] Zurada J. M. , (1994), “Introduction to Artificial Neural Systems” , Jaico Publishing House , Mumbai .