

تحسين القدرة التصنيفية للشبكات العصبية لتصنيف معطيات التحسس النائي باستخدام تحويل الموجة

لبنى ذنون الكحلة

كلية طب نينوى/ جامعة الموصل

القبول

2011 / 06 / 16

الاستلام

2011 / 02 / 17

ABSTRACT

During the last period, many technique had been developed to increase the enhancement of the neural network performance and increase it's ability in the classification of remote sensing data.

Research include a study of wavelet transform effect to improve the neural network classification which is applied on satellite images and extract the land features of the classified area with high quality and sensitivity.

The study involve preprocessing on satellite images represented by spectral packages of scence of red sea taken by Thematic mapper, depending on the multiresolution analysis that provided by wavelet transform, then classify the enhancement images by the use of unsupervised neural network (ART1).

Depending on preprocessing images and by calculating the classification accuracy for each class, the results showed notified enhancement of the primary data involved in the classification and increased the accuracy of resulting classes in comparison with initial images prior to management.

المخلص

تزايدت في الآونة الأخيرة العديد من التقنيات التي تستخدم لتحسين أداء الشبكات العصبية ولزيادة كفاءة هذه الشبكات في تصنيف معطيات التحسس النائي. تضمن البحث دراسة تأثير التحويل الموجي على تحسين القدرة التصنيفية للشبكات العصبية في تصنيف الصور الفضائية واستخراج المظاهر الأرضية للمنطقة المصنفة بشكل دقيق وكفاءة عالية.

شملت الدراسة إجراء معالجة أولية للمرئيات الفضائية المتمثلة بالحزم الطيفية المأخوذة بالمتحسس راسم الخرائط الموضوعي (TM) لمشهد من منطقة وادي البحر الاحمر باستخدام تحويل الموجة من خلال ما يوفره من خاصية التحليل متعدد الدقة بعد ذلك تم تصنيف المرئيات المحسنة باستخدام الشبكة العصبية غير الموجهة وهي شبكة الرنين التكيفي غير الموجه (ART1).

اعتمادا على الصور التي تم معالجتها ومن خلال حساب دقة التصنيف لكل صنف اظهرت النتائج تحسن ملحوظ للمعلومات الأولية التي تدخل في التصنيف و زيادة دقة الأصناف الناتجة مقارنة بنتائج التصنيف للصور الأصلية دون معالجة مسبقة.

1. المقدمة

تتميز معطيات التحسس النائي الملتقطة من قبل المتحسسات الصناعية بأنها متعددة الحزم وان هذا التعدد بالحزم يجعل تبعثر المعلومات الطيفية واحدة من أهم المشاكل التي يصادفها المفسر أثناء استخدامه لمعطيات التحسس النائي في التطبيقات العلمية المختلفة ولغرض جمع مدلولات هذه المعطيات واستغلالها بشكل مثالي غالبا ما يلجأ المستفيدون من تقنية التحسس النائي إلى استخدام طرائق التصنيف الرقمي لهذه المعطيات لكون الطبيعة الرياضية والإحصائية لخوارزميات التصنيف تساعد على استخدام جميع الحزم الطيفية المتوفرة في عملية التصنيف [7].

وتعتبر الشبكات العصبية من أهم وأكفا الطرق المستخدمة في التصنيف الرقمي لمعطيات التحسس النائي فقد أثارت اهتمام طرق التصنيف المعتمدة على الشبكات العصبية العديد من الباحثين في مجال التحسس النائي لما تملكه من مزايا تكمن بالسعة الفائقة في التنفيذ وعدم حاجتها إلى فرض موديلات رياضية وإحصائية مقارنة بالطرق التقليدية [1].

إن الاستخدام المتواصل لهذه الشبكات أثار تضارب في الآراء حول كفاءة الشبكات العصبية وكان ذلك نتيجة لتنوع الشبكات واختلاف قدرة وخبرة المستخدم في فهم وتحديد معاملات التحكم بالشبكة فضلا عن اختلاف طبيعة معطيات التحسس النائي من منطقة إلى أخرى, إذ ان من الصعب اعتبار نوع معين من الشبكات بعمارية ثابتة كحالة قياسية لجميع أنواع المعطيات, فالمعطيات تتغير بتغير المنطقة المراد تصنيفها ومعطيات الصنف الواحد تتغير بتغير المتحسس [15].

لذا فقد كانت النتائج الايجابية لاستخدام الشبكات العصبية تحمل طابع الخصوصية وهذا أدى إلى توجه الباحثين في السنوات الخيرة نحو تحسين كفاءة هذه الشبكات وزيادة قدرتها التصنيفية بعدة اتجاهات شملت استخدام أكثر من شبكة عصبية واحدة في عملية التصنيف في

آن واحد [10], أو استخدام الشبكات العصبية وطرائق التصنيف التقليدية بشكل متكامل [15], أو استعمال الخوارزميات الجينية [8], ومن الطرق الأخرى التي استخدمت لحل هذه المشكلة هي استخدام تحويل الموجة (wavelet transform) مع الشبكات العصبية [14].

حيث يعتبر تحويل الموجة من التقنيات الحديثة التي استخدمت بشكل كبير في مجال معالجة معطيات التحسس النائي واستحوذ على الاهتمام لملائمته لعدد كبير من التطبيقات وعمليات معالجة الصور الرقمية حيث أن له خواص تعتمد على التخمينات الإحصائية (Statistical Estimation) [14], والتي لها دور كبير في معالجة الصور فضلا عن تطبيقه لخاصية أخرى وأسلوب مهم جدا وهو أسلوب التحليل المتعدد التفاصيل حيث أنه يتعامل مع الصور من خلال التفاصيل التي تنتج عن تحليل الصورة إلى عدة مستويات [9], كذلك ما يميز التحويل الموجي هو ملائمته للتطبيق مع الحاسوب الرقمي بشكل مباشر [13], لهذا تم اعتماده في هذا البحث لتحسين أداء الشبكات العصبية لتصنيف معطيات التحسس النائي.

2. الشبكات العصبية غير الموجهة

إن استخدام الشبكات العصبية في التصنيف غير الموجه بدأ بالتزايد في السنوات الأخيرة نظرا لسهولة نمذجة هذه الشبكات باستخدام الحاسوب وهذه الشبكات لا تحتاج إلى معلومات أولية عن هوية الأصناف الداخلة إنما يتم تدريب المصنف على أساس عنقدة المعطيات أو تقاربها من دون الاعتماد على معطيات أولية عن خصائص الأصناف وهويتها حيث يتم تفسير النتائج بعد عملية التصنيف [5]. إن أكثر الشبكات العصبية غير الموجهة استخداما في تطبيقات التحسس النائي هي شبكة كوهنن (Kohonen Network) وشبكة الرنين التكيفي غير الموجهة (ART1, ART2 Adaptive Resonance Theory) [4].

فقد استخدم كل من (Siamak Khorram و Hui Yuan) شبكة كوهنن في تصنيف الغطاء الأرضي (Land-Use/Land-Cover) باستخدام معطيات المتحسس TM [10], في حين تم استخدام شبكة الرنين التكيفي غير الموجه (ART) من قبل (Carpenter, G.A.; Gjaja, M.N., 2008) [2] في تصنيف الغابات كما استخدم الباحث (Tian Ye) [3] شبكة الرنين التكيفي (ART2) لتصنيف معطيات التحسس النائي, والبند اللاحق يوضح شبكة ART1 والتي تم استخدامها في البحث للتصنيف.

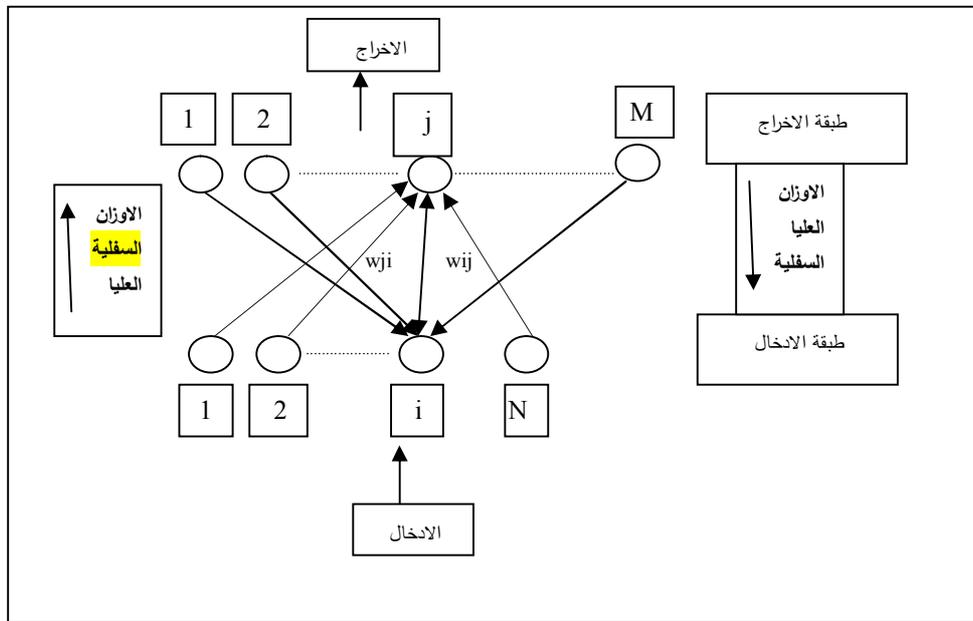
1.2 شبكة الرنين التكيفي غير الموجهة ART1

Adaptive Resonance Theory UnSupervised Network

تتميز شبكة ART1 باحتفاظها بالمعرفة القديمة عند إضافة معرفة جديدة في مجال ما وذلك خلافا للشبكات العصبية الاصطناعية الأخرى التي تكون فيها المعرفة محددة وعند إضافة معلومات جديدة يجب إعادة تدريب الشبكة من جديد وفقا للمعرفة القديمة أي إنها تفقد المعرفة

التي تعلمتها سابقا [6], والشبكة تقوم بإنتاج الأصناف بنفسها إذ تقوم بإنشاء أول صنف مع أول نمط (input pattern) مستقل وبعدها تقوم بتوليد الصنف الثاني إذا كانت مسافة النمط الثاني تحت المعيار أو المقياس (threshold) وغير ذلك فالنمط الجديد المدخل سوف يصنف مع أول صنف, إذ أن قبول هذا النمط بوصفه صنفاً جديداً أو صنفاً قديماً هي الخطوة الرئيسية للشبكة [5].

ان شبكة الرنين التكيفي غير الموجه تتألف من طبقتين هما طبقة الإدخال أو المقارنة (comparison layer) وهي طبقة إدخال المدخلات الثنائية وطبقة الإخراج أو التمييز (recognition layer) التي تقوم بتمييز وتصنيف المدخلات بعد عملية التدريب [16]. والشكل (1) يوضح معمارية شبكة ART1.



الشكل (1): معمارية شبكة ART1

3. تحويل الموجة

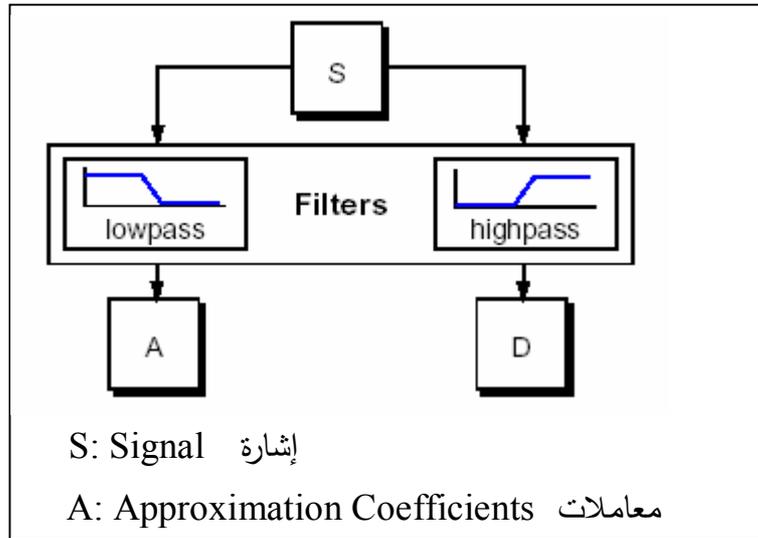
يعد تحويل الموجة من الوسائل المهمة في عمليات التحسين لقدرتها على التعامل مع الصور بشكل كبير لامتلاكها خاصية التحليل متعدد الدقة (Multiresolution Analysis) التي تشكل أحد أهم العوامل التي جعلت من تحويل الموجة أحد النظريات الفاعلة خلال العقود الأخيرة حيث يسمح التحليل متعدد الدقة بتحليل الإشارة عند معايير ودقة مختلفة وهذه التقنية تسمح للموجات بتركيز الطاقة في معاملات محددة وبهذا يكون تحويل الموجة قادراً على تركيز معظم معلومات الصورة في معاملات محددة [9] مما جعلها أداة فعالة في عدة تطبيقات منها معالجة الإشارة والصور وتحديد الحواف وإزالة الضوضاء (denosing), فقد قام العالم

(David Danoho,2001) باستخدام تحويل الموجة لإزالة الضوضاء من الصور وجعلها أكثر وضوحاً من الصور الأصلية [11] وقام الباحث (David Roverso,2009) باستخدام تحويل الموجة والشبكات العصبية الانعكاسية (Recurrent Neural Networks) بشكل يحسن من حل مشكلة تصنيف الحالات المتغيرة (Transient Classification Problems) [14].

تحويلات الموجة تقسم إلى أنواع عديدة تبعاً لنوع الدالة المستخدمة وكذلك حسب طبيعة دالة الإدخال إلى هذا التحويل [12] ومن أهم هذه الأنواع تحويل الموجة المقطع Discrete Wavelet Transform (DWT) والذي تم اعتماده في هذا البحث.

1.3 تحويل الموجة المقطع ذو البعدين

(1) لقد تم اعتماد هذا النوع من تحويل الموجة بشكل واسع وكبير من قبل الخوارزميات التي اعتمدت على الأجهزة الرقمية في تنفيذها، وخلال تحويل الموجة المقطع (DWT) يتم تحليل الإشارة بواسطة إمرارها خلال مرشحات التحليل والتي تتضمن مرشحات التمرير الواطئ (Low pass filter) ومرشحات التمرير العالي (High pass filter) متبوعة بعملية التنقيص (Decimation) [12].



الشكل (2): مرشحات التمرير

إن مرشح التمرير العالي (High Pass Filter) يؤدي إلى ظهور عناصر المعيار الواطئ (Low Scale) أي عناصر الترددات العالية (High Frequency) والتي يطلق عليها العناصر التفصيلية (Details). أما مرشح التمرير الواطئ (Low Pass Filter) فإنه يؤدي إلى ظهور عناصر المقياس العالي (High Scale) أي عناصر الترددات الواطئة (Low

(Frequency) والتي يطلق عليها العناصر التقريبية (Approximation) كما موضحة في الشكل (2) [18].

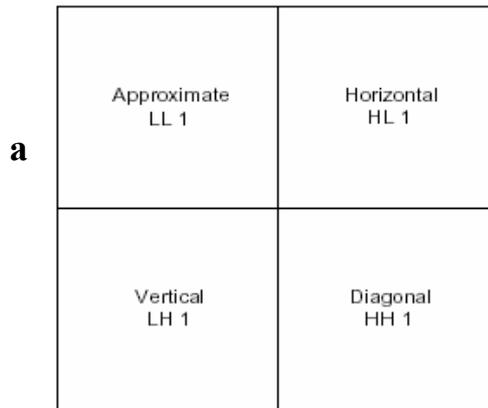
4. خوارزميات تحويل الموجة والشبكة العصبية غير الموجهة

تم اعتماد خوارزمتين في هذا البحث الأولى خوارزمية تحويل الموجة المقطع لتحسين الحزم الطيفية قبل تصنيفها، أما الخوارزمية الثانية فهي شبكة الرنين التكيفي غير الموجه لتصنيف تلك الحزم الطيفية، وفيما يلي شرح لتلك الخوارزميات المطروحة اعلاه.

1.4 خوارزمية تحويل الموجة

تتضمن خوارزمية تحويل الموجة الخطوات التالية:

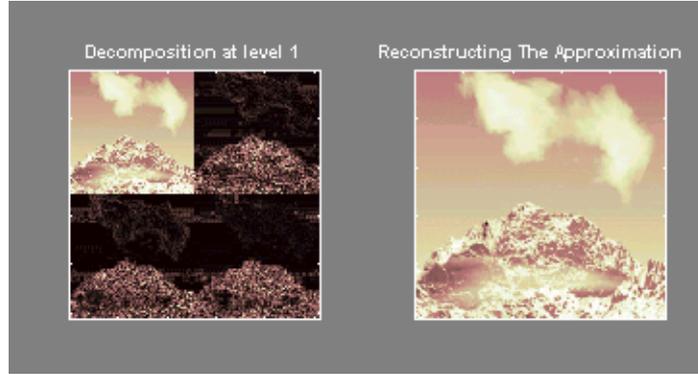
- (1) قراءة المرئية (الحزمة الطيفية) المراد إجراء تحسين عليها.
- (2) تفكيك الصورة بالاعتماد على تحويل الموجة المقطع باستخدام موجة Daubchies الأولى (db1)، فقد تم استدعاء دالة dwt2 (احدى دوال لغة Matlab)، حيث يتم تفكيك الصورة إلى أربع حزم فرعية عند اعتماد المستوى الأول (Level One) من تفكيك الموجة (Image Decomposition)، الحزمة الأولى تمثل الجزء التقريبي للصورة (Approximation) أي جزء (LL)، بالإضافة إلى ثلاث حزم فرعية تمثل الأجزاء التفصيلية (Details) للصورة وتكون مرتبة بالشكل الآتي: (LH,HL,HH)، كما موضحة بالشكل (3).



الشكل (3): عملية تفكيك الصورة باستخدام تحويل الموجة المستوى الأول من التفكيك

عند تطبيق المستوى الأول من تفكيك الموجة على الصورة نلاحظ أن معلومات الصورة تتركز في الجزء التقريبي (LL) الذي يحوي المعلومات المهمة للصورة، في حين الأجزاء التفصيلية (Details) للصورة (LH,HL,HH) لا تمثل معلومات مهمة بالنسبة للصورة، وبهذا

يمكننا استرجاع الجزء التقريبي فقط من الصورة. والشكل (4) يوضح عملية تطبيق المستوى الأول على صورة لمنظر طبيعي حيث نلاحظ إن معلومات الصورة قد تركزت في الجزء التقريبي (LL).



أ

ب

الشكل (4): تطبيق المستوى الأول من تحويل الموجة على الصورة
أ - تفكيك المستوى الأول للصورة ب-استرجاع الجزء التقريبي (LL) للصورة

(3) استرجاع الجزء التقريبي للصورة فقط والذي ستمثل إدخال للشبكة العصبية المعتمدة في التصنيف.

2.4 خوارزمية شبكة ART1

تتضمن خوارزمية ART1 مايلي:

(1) قراءة المعطيات من الجزء المسترجع للصورة، هذه المعطيات هي الأنماط الطيفية لخلايا المرئية متعددة الأصناف والتي تمثل المتجهات النمطية للنماذج المختارة في التدريب.

$$X_i \quad \text{حيث أن } i=1,2,\dots,N$$

(2) إجراء معايرة على الأنماط المدخلة للحصول على قيم صغيرة تتراوح بين (0-1). وعملية المعايرة تكون كالتالي:

أ) حساب الجذر التربيعي لمجموع مربعات المتغيرات في المتجه النمطي كما في المعادلة:

$$X = \sqrt{X_1^2 + X_2^2 + \dots + X_n^2} \quad \dots(1)$$

ب) قسمة كل متجه نمطي على قيمة X التي نتجت من المعادلة (1)، وكما موضح:

$$\left. \begin{array}{l} X_1 = \frac{X_1}{X} \\ X_2 = \frac{X_2}{X} \\ \vdots \\ X_n = \frac{X_n}{X} \end{array} \right\}$$

(3) تحديد الأوزان السفلية العليا W ذات البعد $M*N$ والأوزان العليا السفلى V ذات البعد $M*N$ حسب المعادلة.

$$\left. \begin{array}{l} W_{ij} = 1/(1+N) \\ V_{ij} = 1.0 \end{array} \right\} \dots\dots\dots(2) \quad \text{حيث أن} \quad \begin{array}{l} i=1,2,\dots,N \\ j=1,2,\dots,M \end{array}$$

حيث N تمثل عدد العقد في طبقة الإدخال والتي تمثل عدد المتغيرات في المتجه النمطي و M تمثل عدد العقد في طبقة الإخراج والتي تمثل عدد العقد في طبقة الإخراج والتي تمثل عدد الأصناف التي سوف تظهر بالنهاية.

(4) تحديد قيمة P (p-vigilance param) مقياس التحذير وتكون قيمته تتراوح بين (0-1).

(5) إيجاد إخراج كل وحدة موجودة في الطبقة الثانية حسب المعادلة:

$$y_j = \sum_{i=1}^n w_{ij} * x_i \quad \text{حيث أن} \quad j=1,2,\dots,m \quad \dots\dots\dots(3)$$

ومن ثم اختيار أفضل العناقيد (m) حسب المقياس الأكبر (maximum) وكما يلي:-

$$M = \max(y_j) \quad \dots\dots\dots(4)$$

$$j=1,2,\dots,m$$

(6) اختبار التشابه للوحدة الفائزة m حسب المعادلة:

$$S_m = \frac{\sum_{i=1}^n V_{mi} X_i}{|X|} \quad \dots\dots\dots(5)$$

$$|X| = \sum_{i=1}^n X_i$$

فاذا كان $S_m \geq P$ فهذا يعني ان الوحدة m فازت, ثم الانتقال الى الخطوة (7).
 اما اذا $S_m < P$ فهذا يعني ان الوحدة m فشلت في الاختبار اي انها ليست العقدة الفائزة ومن ثم الانتقال الى الخطوة (8) اذا كانت طبقة الإخراج تحتوي على وحدات اخرى لم يتم فحصها والا الانتقال الى (7) لتوليد صنف جديد وأوزان لذلك الصنف.

(7) يتم تحديث الأوزان للوحدات الفائزة او المتولدة حسب المعادلتين:

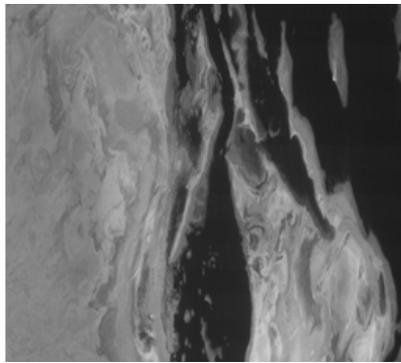
$$W_{im}^{new} = \frac{V_{mi} * X_i}{0.5 + \sum_{i=1}^n V_{mi} * X_i} \dots\dots\dots(6)$$

$$W_{im}^{new} = X_i V_{mi} \dots\dots\dots(7) \text{ حيث أن } i=1,2,\dots,n$$

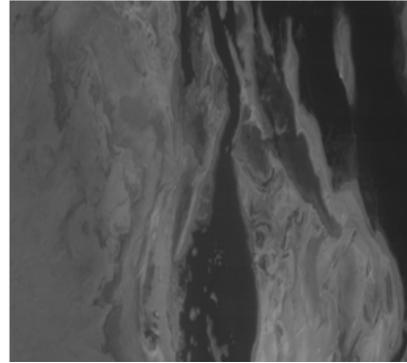
(8) إلغاء تفعيل الوحدة m بجعل الإخراج لها يساوي صفر (ym=0) والانتقال إلى الخطوة (5) وبعدها يتم تثبيت صنف جديد يختلف عن m للنمط المدخل للاختبار.

5. النتائج:

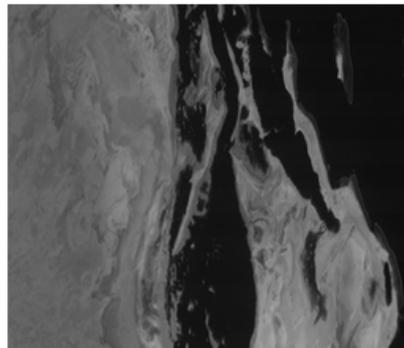
تم تحويل الخوارزميات المقترحة الى حزمة برمجية لغرض الاستفادة منها في تطبيقات التحسس النائي المختلفة، وتم تصميم هذه الحزمة وبرمجتها باستخدام لغة (Matlab 7.0)، وتم تطبيق الخوارزميات على مرئية تمثل مشهد لمنطقة البحر الاحمر الملتقط بواسطة المتحسس راسم الخرائط الموضوعي Thematic Mapper (TM) المرابط على القمر الصناعي لاندسات 5 والمتوفر بثلاث حزم طيفية وهي:
الحزمة الأولى (0.52-0.60) مايكرون، والحزمة الثانية (0.63-0.69) مايكرون، والحزمة الثالثة (0.76-0.9) مايكرون، والشكل (5) يمثل الحزم الطيفية للمنطقة المخصصة للدراسة.



ب



أ

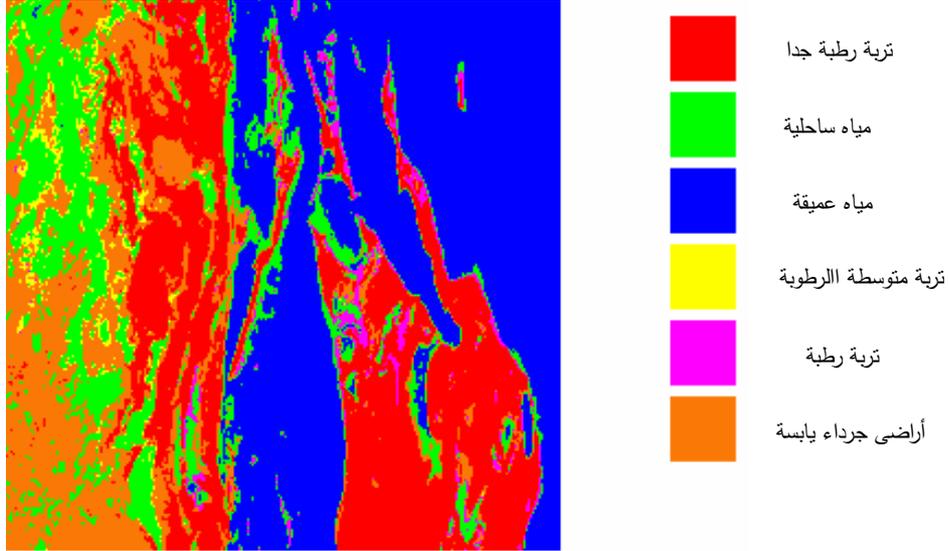


ج

الشكل (5): يمثل الحزم الطيفية للأطوال الموجية لمنطقة وادي البحر الاحمر
أ- الحزمة الأولى ب- الحزمة الثانية ج- الحزمة الثالثة

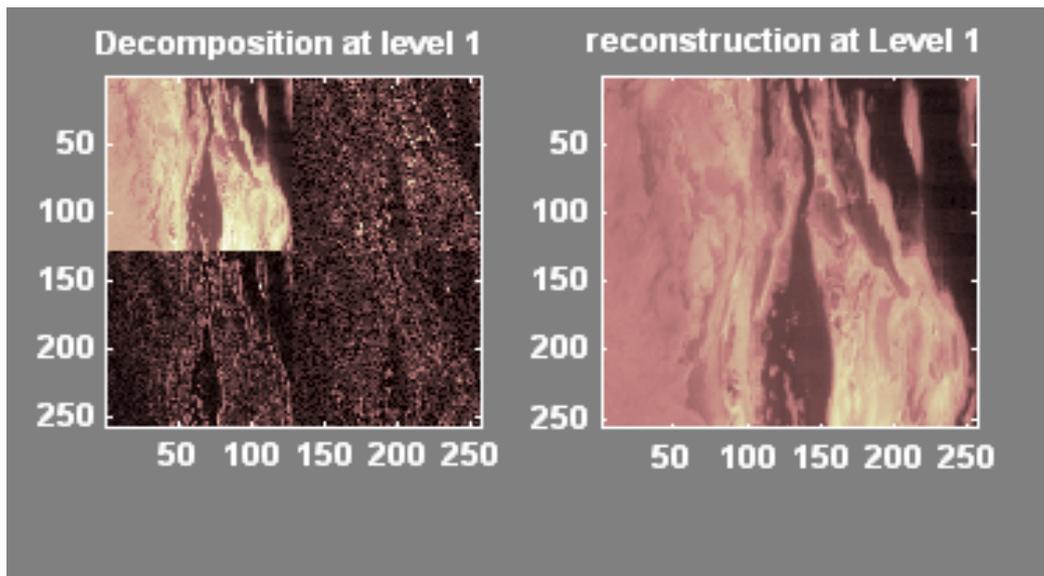
1.5 نتائج تطبيق الخوارزميات على المنطقة:

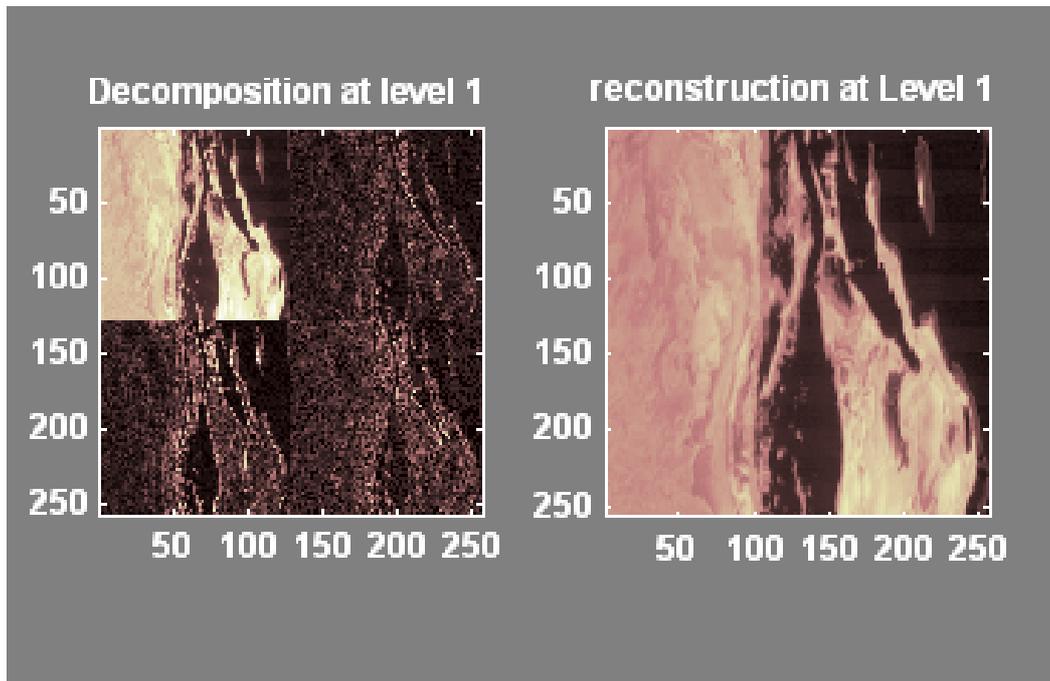
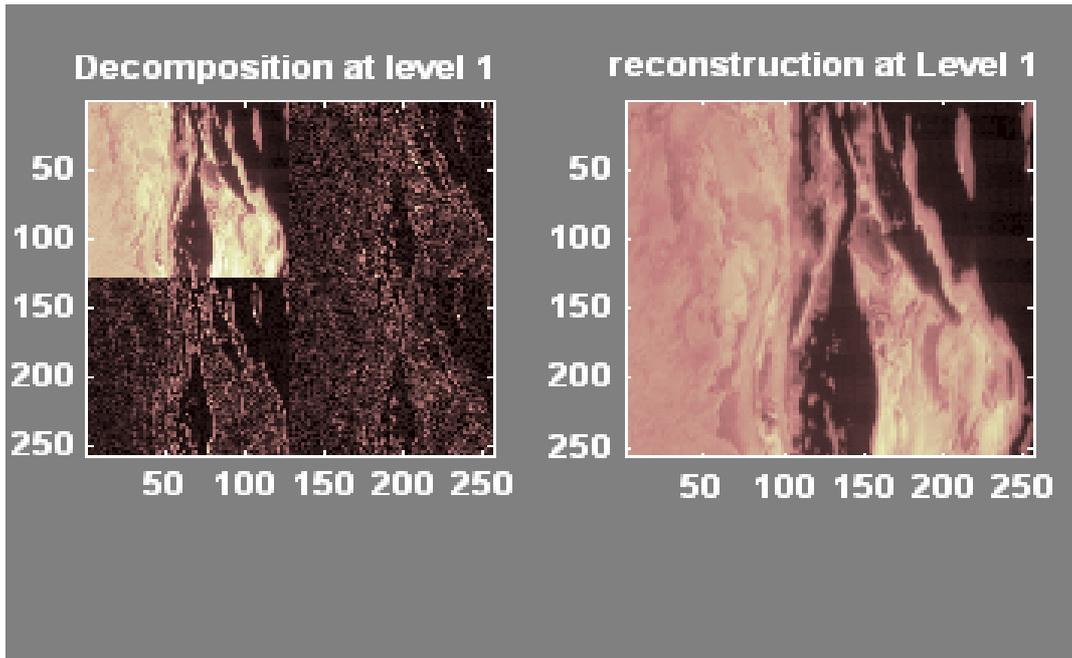
تميز هذه المنطقة بوجود أصناف مختلفة من الغطاء الأرضي مثل مياه عميقة ومياه ساحلية، تربة رطبة جدا، تربة رطبة، تربة متوسطة الرطوبة، أراضي جرداء يابسة. الشكل (6) يمثل الصورة الناتجة من تصنيف شبكة (ART1) غير الموجهة على الحزم الطيفية الثلاث بدون استخدام أسلوب تحويل الموجة وقد تم الحصول على 6 أصناف للغطاء الأرضي.



الشكل (6): يمثل مخرجات المصنف ART1 غير الموجهة

الشكل (7) يمثل تطبيق تحويل الموجة على الحزم الطيفية الثلاث على التوالي لمنطقة الدراسة.

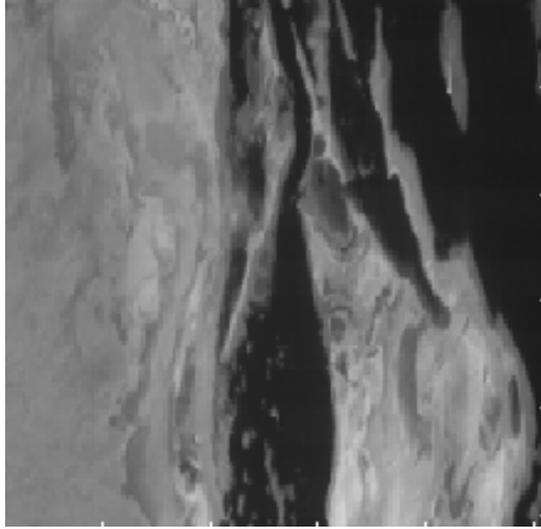




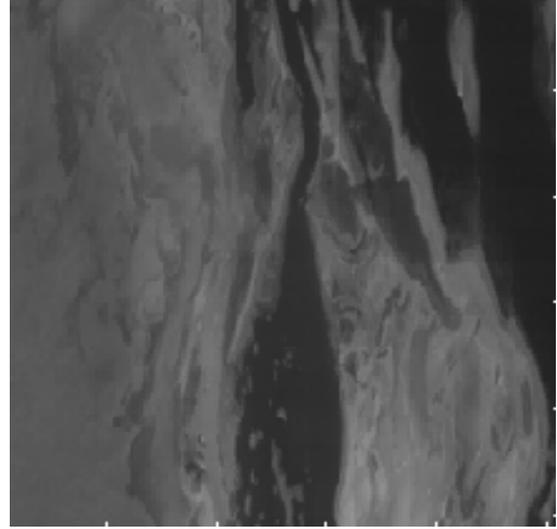
ج

الشكل (7): يمثل تطبيق تحويل الموجة على الحزم الطيفية لمنطقة الدراسة
أ- الحزمة الأولى ب- الحزمة الثانية ج- الحزمة الثالثة

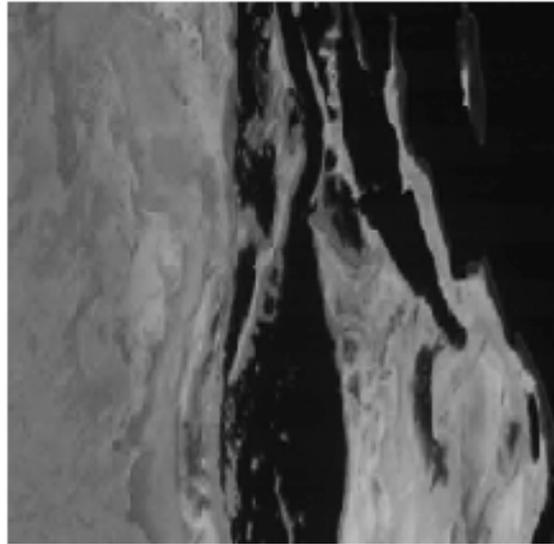
اما الشكل (8) يمثل الجزء المسترجع للحزم الطيفية الثلاث على التوالي لمنطقة الدراسة والمعتمدة في التصنيف.



ب



أ



ج

الشكل (8): يمثل الجزء المسترجع للحزم الطيفية الثلاث لمنطقة الدراسة بعد تطبيق تحويل الموجة

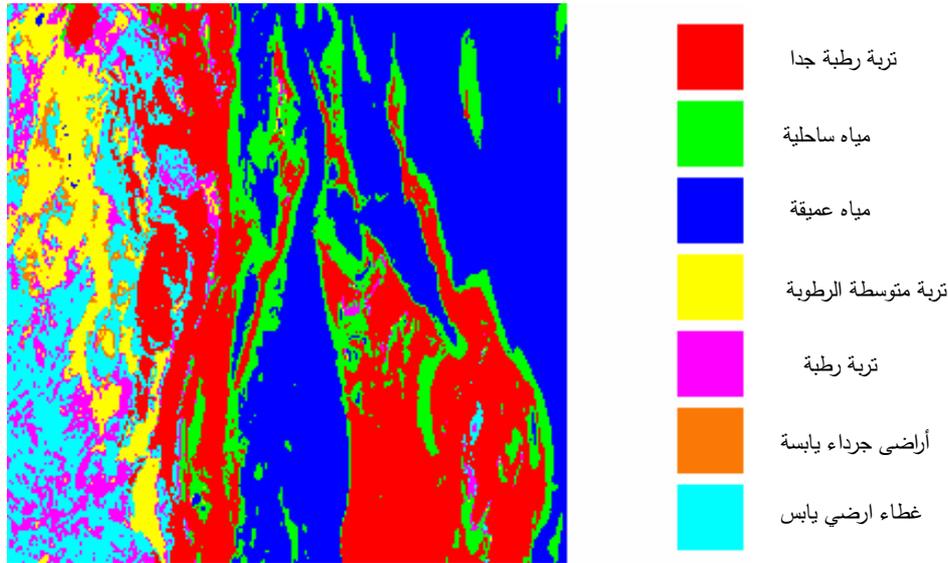
أ- الجزء المسترجع من الحزمة الأولى ب- الجزء المسترجع الحزمة الثانية

ج- الجزء المسترجع الحزمة الثالثة

فمن خلال الصور الناتجة نلاحظ تحسن ملموس بالحزم الطيفية مقارنة بالشكل (5) مما أدى إلى تحسن وإبراز المعالم الأرضية بشكل أفضل وخاصة الحزمة الأولى (أ) والحزمة الثالثة (ج).

وللتأكد من النتائج التي تم الحصول عليها يتم عرض الهستوغرام (Histogram) للحزم الموجية قبل وبعد عملية التحسين، فالشكل (9) يوضح الهستوغرام للحزمة الموجية الثالثة حيث نلاحظ ان الهستوغرام بعد عملية التحسين مستويا أكثر مقارنة بالهستوغرام للحزمة الأصلية وهذا يؤكد تحسن الصورة عند تطبيق أسلوب تحويل الموجة.

والشكل (10) يمثل الصورة الناتجة من مخرجات شبكة (ART1) غير الموجهة للحزم الطيفية المحسنة، نلاحظ ان عدد الأصناف التي نتجت ازدادت إلى 7 أصناف أي تم الحصول على صنف جديد، بالإضافة إلى زيادة دقة تلك الأصناف مقارنة بالصورة في الشكل(6).



الشكل (10): يمثل مخرجات المصنف ART1 غير الموجهة بعد تطبيق أسلوب تحويل الموجة

ولقياس كفاءة التصنيف يتم حساب دقة التصنيف لكل صنف [17] وذلك باستخدام المعادلة الآتية:

$$Acc = (x - \mu_c)^T Cov_c^{-1} (x - \mu_c)$$

حيث ان:

Acc: دقة التصنيف

c: الصنف (class)

x: قيمة وحدة اللون او الخلية الصورية (pixel)

μ_c : المعدل

Cov_c : معدل التباين

والجدول (1) يبين دقة التصنيف للمنطقة ومن الملاحظ في هذه النتائج ان دقة الأصناف الناتجة عند تطبيق أسلوب تحويل الموجة قبل عملية التصنيف قد ازدادت مقارنة بالتفاوت الكبير في دقة الأصناف لشبكة ART1 دون معالجة مسبقة.

جدول (1): الدقة الناتجة من التصنيف لمنطقة الدراسة

رقم التصنيف عند استخدام أسلوب تحويل الموجة %	دقة التصنيف للحزم الأصلية %	هوية الصنف	
98	97	ترية رطبة جدا	1
91	67	مياه ساحلية	2
100	100	مياه عميقة	3
100	71	ترية متوسطة الرطوبة	4
80	60	ترية رطبة	5
77	90	أراضي جرداء يابسة	6
100	غير مصنف	غطاء ارضي يابس	7

6. الاستنتاجات

في ضوء الدراسة التي أجريت تبين إن تحويل الموجة أداة ذات كفاءة عالية في معالجة الصور لما تملكه من ميزة التحليل متعدد الدقة الذي أدى إلى تحسين المعلومات الأولية الداخلة في التصنيف فالحزم الطيفية للمنطقة أصبحت أكثر وضوحاً وهذا سهل تصنيف الصور باستخدام الشبكة العصبية.

ومن خلال النتائج التي ظهرت تبين انه عند تصنيف الصور التي تم معالجتها أولاً باستخدام خوارزمية تحويل الموجة أعطت دقة أعلى للأصناف الناتجة بالإضافة إلى فصل بعض الأصناف بشكل كامل عن الأصناف الأخرى مثلاً إفعال صنف المياه الساحلية عن صنف المياه العميقة و الحصول على صنف جديد وهو الصنف السابع مقارنة بتصنيف الحزم الطيفية باستخدام شبكة ART1 دون معالجة أولية لتلك الحزم والتي نتجت عن 6 اصناف فقط وهذا يدل على إن تحويل الموجة ذو كفاءة عالية في تحسين أداء الشبكات العصبية.

7. المصادر

- 1) Al-Nuaimy K. M. S., 2002: M. Sc. Thesis, Remote Sensing Center, University of Mosul, Iraq, "Construction of a proposed system of Multiple Classification of Remotely Sensed Data".
- 2) A.G.Carpenter, Gjaja, M.N. 2008, "ART Neural Networks For Remote Sensing: Vegetation Classification From Landsat TM And Terrain Data", Geosciences And Remote Sensing, IEEE Transactions.
- 3) Tian Ye Fang Tao, 2006, "ART2-Based Object-Oriented Classification For Remote Image With High Resolution", Shanghai Jiaotong University, Shanghai, China.

- 4) Chen C.F, shyn S.D, 2007, "Classification Of Remote Sensing Image Using An Unsupervised Neural Network" National Central University, TAIWAN, R.O.C. .
- 5) Goebal Kai, Cheetham Bill, 2001, "Unsupervised Learning" GE Corporate Research & Development, Microsoft P.P. slids
- 6) Heins L.G & Tauritz D.R., 1995, "A Summary of: Adaptive Resonance Theory (ART): An Introduction" .,.
- 7) Hoffbeck J.P and Landgrebe D.A., 2008, "Classification Of Remote Sensing Image Having High Spectral Resolution", Reprinted By Permission From Remote Sensing Of Environment.
- 8) L.C.Jain & R.K.Jain, 1997, "Hybrid Intelligent Engineering Systems, Advances in Fuzzy Systems, 11, Singapore.
- 9) Mathur A., 2001, "Wavelet Self-Organizing Maps and Wavelet Neural Networks: A study, 4, 3, 2394.
- 10) Y.Hui, Cynthia, K. Siamak, 2009, "An Automated Artificial Neural Network System for Land Use/Land Cover Classification from Landsat TM Imagery", Remote Sensing, ISSN 2072-4292.
- 11) National Academy of Science (2001), "Wavelets Seeing The Forest and The Trees, Office on Public Understanding of Science, Washington.
- 12) Polikar R. 1996, "The Wavelet Tutorial Part III: Multiresolution Analysis and the Continuous Wavelet Transform", Department of Electrical and Computer Engineering, Rowan University, Glassboro.
- 13) qub'a A.R., 2001, "Multi Spectral Image Fusion Using Wavelet Transform", Unpublished M.Sc Thesis, University Of Mosul, University.
- 14) Roverso D., 2009, "Multivariate Temporal Classification By Windowed Wavelet Decomposition And Recurrent Neural Networks", International Topical Meeting On Nuclear Plant Instrumentation, Control, And Human-Machine Interface Technologies, Washington Dc.
- 15) Wilkinson, G.G. Megier, J., 2002, "Integration Of Neural Network And Statistical Image Classification for Land Cover Mapping" Joint Res. Centre, Comm. Of The Eur. Communities, Spray.
- 16) علام زكي, 2000, "الشبكات العصبية البنوية الهندسية؟, الخوارزميات, التطبيقات" دار الشعاع للنشر, سوريا-حلب-الطبعة الأولى.
- 17) Tso, B And Mather P.M., 2001, "Classification Methods For Remote Sensed Data, Taylor And Francis Inc Pp. 92-95.
- 18) Misiti M., Misiti Y., Oppenheim G. and Poggi J. M., 2007, "Wavelet Toolbox: For Use with MATLAB", The MathWorks, Inc.