Kirkuk University Journal /Scientific Studies (KUJSS)
Volume 12, Issue 3, June 2017
ISSN 1992 – 0849

اكتشاف وتصنيف العيوب في الأقمشة المنسوجة بواسطة فلاتر جابور والشبكة العصبية

د.إسراء محمد خضر
قسم علوم الحاسوب
كلية التربية للعلوم الصرفة
جامعة الموصل
Israa_alhamdany@yahoo.com

إيمان صبحي محمد
قسم علوم الحاسوب
كلية علوم الحاسبات الرياضيات
جامعة الموصل
eami2017@yahoo.com

الملخص

نظرا لأهمية الصناعة ولأن جودة المنتجات تعكس رقي وتقدم و نهوض اقتصاد أي بلد لذلك تعد صناعة الغزل والنسيج إحدى أهم الصناعات التي تتطلب الجودة. باتت عملية فحص النسيج تشكل مطلباً هاماً لضمان الجودة ومطابقة المنتجات للقياسات النوعية، ومع تقدم أساليب الأتمتة كان من الضروري استخدام الرؤية الحاسوبية ومعالجة الصور لزيادة سرعة وكفاءة عملية الفحص. يهدف العمل المقترح إلى دمج طرائق معالجة الصور والتقنيات الذكائية كالشبكة العصبية فضلا عن الطرائق الإحصائية إذ أُستخدمت طرائق تحليل متعددة المقاييس multi-scale ومتعددة الاتجاهات multi-orientation كتحليل جابور. أثبت الفلتر كفاءته في تمييز وتحديد الحواف وإعطاء أفضل الصفات التي من خلالها يتم تمييز أنواع العيوب التي قد تحصل أثناء الغزل والنسيج. ومن ثم صياغة للكيفية التي يمكن من خلالها معالجة التراكيب النسيجية والمناطق المعيبة من القماش وتحديد أي نوع من أنواع العيوب الموجودة فيها. لرفع مستوى هذه العملية عند فحص الأقمشة المنسوجة والتعرف على العيوب بشكل off-line.

يتضمن العمل المقترح مرحلتين، المرحلة الأولى هي مرحلة اكتشاف العيوب في صور الأقمشة والمرحلة الثانية هي مرحلة تصنيف العيوب. في مرحلة اكتشاف العيوب يتم تحويل الصور إلى الحيز الترددي عن طريق التحويل الجيبي المتقطع (DCT) ومن ثم استخلاص صفات الصور وإدخالها إلى الشبكة العصبية شبكة الانتشار العكسي لتتم عملية اكتشاف وجود العيوب وعزل الصور السليمة عن المعيبة. أما في مرحلة التصنيف فيتم تحويل الصور إلى الحيز الترددي عن طريق تحويل جابور ومن

Kirkuk University Journal /Scientific Studies (KUJSS)
Volume 12, Issue 3, June 2017
ISSN 1992 – 0849

ثم استخلاص صفات الصور وإدخالها إلى الشبكة العصبية شبكة الانتشار العكسي لتصنيف عيوب النسيج الموجودة في تلك الصور.

للتحقق من كفاءة التقنيات المستخدمة تم جمع صور حية كقاعدة بيانات لأقمشة من معمل الغزل والنسيج في الموصل فضلا عن السوق المحلية. تم اختيار صور الأقمشة بعناية وهذه الأقمشة بأنواع و بألوان وأربعة عشر نوعا مختلفا من العيوب.تم استخدام نظام (Matlab 2013) وأوضح العمل المقترح نسبة تمييز %(97.5) مقارنة بنتائج أعمال أخرى مقاربة وفي نفس المجال.

الكلمات المفتاحية: عيب باتجاه اللحمة، عيب باتجاه السداء، الثقب، البقعة، الطرائق الإحصائية، الشبكات العصبية، جابور، المعدل، الميل، الوسيط .

Detecting and Classifying Defects in Textile Fabrics with Gabor Filters and Neural Network

Kirkuk University Journal /Scientific Studies (KUJSS)
Volume 12, Issue 3, June 2017
ISSN 1992 – 0849

Iman Subhi Mohammed
computer sciences department
College of Computer Science and Mathematics
Mosul University
eami2017@yahoo.com

D.Israa mohammed khuder
computer sciences department
College of Education for Pure Sciences
Mosul University
Israa_alhamdany@yahoo.com

Abstract

Given the importance of the industry and because the quality of the products reflect the promoted and progress and the advancement of the economy of any country , including the textile industry one of the most important industries that require quality. As the methods of automation was necessary to use computer vision and image processing to increase the speed and efficiency of this process. Aims of the proposed work to integrate the image processing methods and intelligence techniques as well as statistical approaches. Where analysis techniques multiple scales multi-scale and multi-directional multi-orientation as a filter Gabor are used. And this filter has proven its efficiency in edge detection and give the best features by which they are distinguished types of defects which you may get during the spinning and weaving . Hence the formulation of how they can address the installation of textile and defective areas of the cloth and to identify any kind of flaws in them.

To raise the level of this process when checking woven-fabrics and identify defects. The proposed work includes two phases, the first phase is to detects detection in fabric images and the second stage is the stage of classification defects. At the separation phase image is converted into frequency space by conversion sinus intermittent (DCT). Then features are

extracted and inserted into the Backpropagation neural network where the separation process is done. Either at the stage of classification are images are converted into frequency domain by Gabor transmition .And then draw features images are inserted into the Backpropagation neural network to classify fabric defects in those images .

To verify the efficiency of the techniques used, live images were collected as a database of fabrics from the textile laboratory in Mosul as well as the local market. The fabrics were carefully chosen with fabrics of different types and colors and fourteen different types of Fabric defects. System was used (Matlab 2013). Explained the proposed work discrimination ratio (97.5%) compared to the results of the other works in the same field approach.

Keyword: weft direction defect, warp direction defect, Hole, Stain, statistical approaches, neural-networks, mean, Skewness, median.

I. المقدمة

أن أهمية السيطرة النوعية على المنتجات الصناعية تزداد يوما بعد يوم، وتعرف السيطرة النوعية بأنها "معرفة مدى مطابقة المنتجات للمواصفات القياسية ومعرفة أسباب الانحراف

Kirkuk University Journal /Scientific Studies (KUJSS)
Volume 12, Issue 3, June 2017
ISSN 1992 – 0849

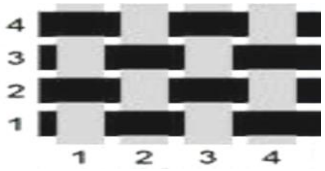
والإجراءات اللازمة لذلك" وتعد صناعة الغزل والنسيج من الصناعات التي تتطلب الجودة لتلبية رغبة المستهلك، وأمست الرقابة عليها أكثر أهمية عند المنتج للوفاء برغبة المستهلك [1]. إذ إنها تعكس الصورة الحقيقية لنوعية المنتجات وان مرور أية كمية غير مطابقة للمواصفات المطلوبة يسبب ضررا للمستهلك والى المساس بسمعة المنشأة المنتجة إضافة إلى الكلفة حيث انه يقلل من سعر القماش بنسبة (45)% - (65)%. وعليه يجري التركيز على فحص القماش وتقارن مواصفاته مع المواصفات المعملية القياسية والتي بموجبها يتم تصنيف الأقمشة حسب درجات جودتها (درجة أولى ، درجة ثانية) ويتم عزل غير القياسي منها والذي لا يفي بمتطلبات الدرجة النوعية إلى عوادم يجري تحديد الجهة المسئولة عنها [2]. لذا فقد أولى الباحثون اهتماما كبيرا لأنظمة فحص الغزل والنسيج الأوتوماتيكية والتي تختصر الوقت بشكل كبير بالإضافة إلى ما تعطيه من دقة عالية في عملية الفحص [3]. تتميز الأقمشة عادة باختلاف تراكيبها النسيجية من نوع إلى آخر بالاعتماد على نوع الخيوط المستخدمة وطريقة تشابك هذه الخيوط.

II. التراكيب النسيجية

تتكون المنسوجات من نوعين من الخيوط، الخيوط الطولية وتسمى السِّداة والخيوط المستعرضة وتعرف باسم الحشو أو اللُّحمة. وتثبت خيوط السِّداة في النول عن طريق مجموعة من الأطر تسمى ضفائر. وأثناء عملية صناعة القماش ترفع الضفائر بعض خيوط السِّداة ويخفض بعضها الآخر. وتؤدي هذه الحركة إلى وجود فراغ بين الخيوط. ويقوم الملقط بحمل خيوط اللُّحمة في الفراغ، وبالتالي يُكوِّن الخيوط المستعرضة للقماش. ويعتمد شكل النسيج الناتج من هذه العملية على طبيعة منظومة ارتفاع الضفائر وانخفاضها. وتوجد ثلاثة أنماط أو نماذج للنسيج وهي بالشكل التالي: [11]

١) **النسج العادي أو السادة plain weave:** يعتبر أبسط أنواع النسج وأكثرها انتشارا، ففي الصفوف الفردية يمرر خيط اللُّحمة تحت خيط السداة الأول وفوق الخيط الثاني وهكذا، وفي الخطوط الزوجية يُمرر خيط الحشو فوق خيط الأساس الأول، وتحت الخيط الثاني [11]. ومن الأمثلة على الأقمشة السادة التفتا، الشيفون ، الشاش، الاورجنزا، الجورجيت، التيل، البوبلين [12] وكما في الشكل (1).

Kirkuk University Journal /Scientific Studies (KUJSS)
Volume 12, Issue 3, June 2017
ISSN 1992 – 0849

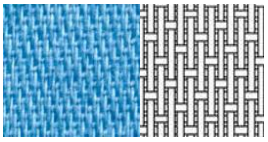


شكل (1) النسج العادي [12]

٢) النسج المبرد twill weave: يظهر على شكل خيوط مائلة قطرية، وفيه تتعاشق خيوط السداء مع خيوط اللحمة في زوايا 45 درجة في المبارد العادية أو اقل أو اكبر في المبارد الممتدة. ويتميز النسيج المبردى بتماسكه ومتانته وثقله نتيجة لزيادة عدد الخيوط الداخلة في وحدة التكرار، كما انه لا يتسخ بسهولة [13]. ومن الأمثلة على الأقمشة المبردية الجينز، الفانيلا [12] لاحظ الشكل (2).

شكل (2) نسج المبرد [12]

٣) نسج الاطلس satin weave: يتميز بصفة عامة بسطح لامع نتيجة لتفرق مواضع تقاطع الفتل واللحمات أو نتيجة لقلة عدد التقاطعات مما يسمح بزيادة انعكاس الضوء على القماش [13]. والشكل (3) يوضح هذا النوع من النسيج [12].



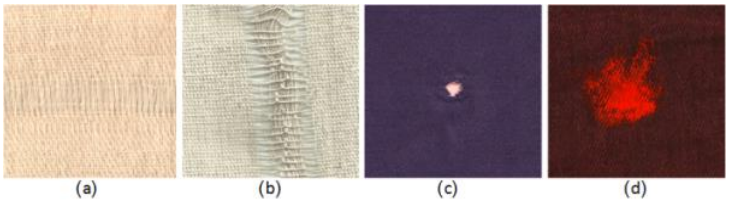
شكل (3) نسج الاطلس [12]

III. تحليل العيوب defect analysis

تعتبر عملية تحليل العيوب خطوة مهما في عملية فحص النسيج الأوتوماتيكي، وهي تعتبر من العمليات الأولية التي تسبق الكثير من خطوات العمل. وان تحليل العيوب يساعد في فهم خصائصها، مما يعطي دلائل على اختيار الصفات المناسبة. ولقد تم التعامل مع أربعة أنواع من عيوب النسيج الشائعة والتي اعتمدت في قاعدة بيانات البحث وهي [1] عيب باتجاه اللحمة weft direction defect وهو من اشد العيوب والتي تبدو كشريط من ظل ألوان القماش وعادة تكون طويلة تمتد على عرض القماش[1]،[14] ، كما في الشكل (4-a). وعيب باتجاه السداء warp direction defect

Kirkuk University Journal /Scientific Studies (KUJSS)
Volume 12, Issue 3, June 2017
ISSN 1992 – 0849

وهو من العيوب الشديدة أيضا والتي تبدو كشريط من ظل ألوان القماش وعادة تكون طويلة تمتد على طول القماش [1]،[14] ، كما في الشكل (4-b). والثقب Hole وهو من عيوب النسيج التي تظهر بشكل قريب من الدائرة بلون الخلفية وحجمه يختلف من صغير إلى متوسط الحجم، ويمكن أن يبدو شكله بيضاوي إذا كانت كاميرا الالتقاط [1]، كما في الشكل (4-c). أما البقعة Stain فهي من العيوب الغريبة والشاذة بسبب مظهرها وطبيعتها فهي لا تظهر بشكل معين وقد تبدو في شكل متناثر من لون واحد على نسيج من لون آخر وحجمها يختلف على نطاق واسع من متوسط إلى كبيرة تصبح غير واضحة في الصورة الملتقطة في بعض الحالات تتطلب كاميرا عالية الدقة وإضاءة مناسبة من اجل التقاط صورة واضحة [1]، كما في الشكل (4-d).



شكل (4) أنواع النسيج:(4-a) عيب باتجاه اللحمة، (4-b) عيب باتجاه السداء
(4-c) عيب الثقب، (4-d) عيب البقعة

IV. طرائق فحص النسيج

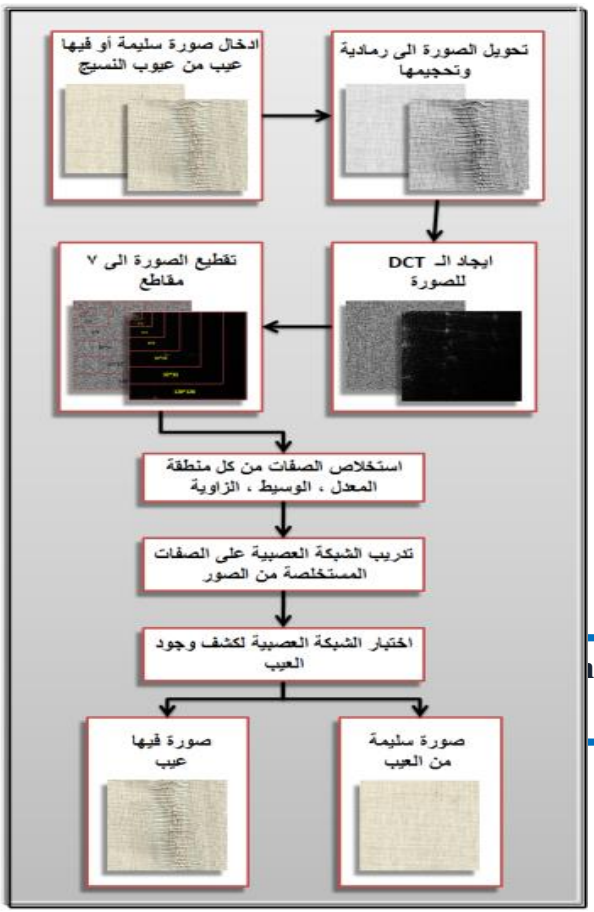
تعددت طرائق فحص النسيج والكشف عن العيوب التي قد تحصل فيه خلال عملية الغزل والنسيج ومن الممكن تصنيف هذه الطرائق إلى ثلاث أصناف، وهي الطرائق الإحصائية statistical approaches والتي تعتمد هذه الطرائق في كشف وجود عيب في صورة الفحص على السلوك الإحصائي المتميز لمناطق الصورة والفرضية المهمة في هذه العملية هي أن الإحصاءات في المناطق الخالية من العيوب تكون ثابتة وهي المناطق التي تمتد على الجزء الأكبر من الصورة. ومن أمثلة هذه الطرائق، طريقة البعد الكسري fractal dimention، والارتباط المتقاطع cross-correlation والكشف عن الحواف edge detections والعمليات المورفولوجية morphological operation والشبكات العصبية neural-networks [15]، [16]،[17].والطرائق الطيفية spectral approaches وهي من طرائق الرؤية الحاسوبية القوية والفعالة في الكشف عن عيوب النسيج حيث تنكشف أهميتها عندما تعجز الطرق الإحصائية في كشف العيوب التي تظهر عند تحولات الكثافة

Kirkuk University Journal /Scientific Studies (KUJSS)
Volume 12, Issue 3, June 2017
ISSN 1992 – 0849

الخفية والدقيقة جداً. ومن أمثلتها تحويل فوريه المنفصل DFT وتحويل فورية الضوئي OFT وتحويل المويجات WFT ومرشحات جابور Gabor filters [15] ،[16]. [17]،[16]،[15] والطرائق المستندة إلى نموذج model-baesd approaches [15] وهي طرائق مناسبة لصور النسيج خاصة مع وجود اختلافات السطح العشوائية (كومة من الألياف أو ضوضاء)، كذلك للأقمشة المزخرفة بشكل عشوائي أو النقش اليدوي والتي لا تفيدها الطرق الإحصائية والطيفية. ويعد نموذج ماركوف كاوس العشوائي Gauss Markov Random Field model ونموذج بواسون Poisson's model والنموذج القائم على العنقدة model-based clustering أحدى أهم الطرائق في هذا المجال [15]،[16]،[17].

V. خطوات خوارزمية العمل المقترحة

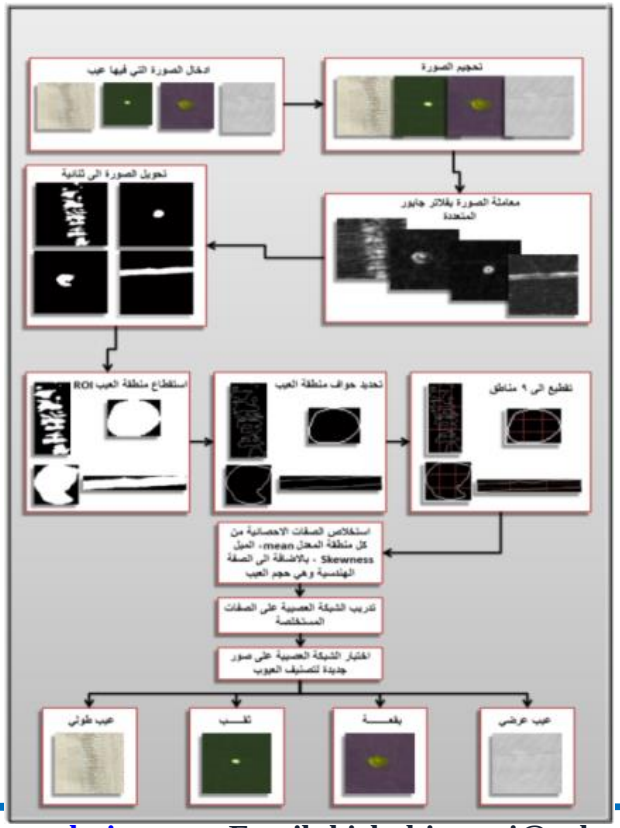
تضمنت خوارزمية العمل المقترحة مرحلتين المرحلة الأولى هي اكتشاف العيوب والمرحلة الثانية هي تصنيف العيوب إلى احد الأنواع الأربعة عيب طولي، عيب عرضي، ثقب، وبقعة، ولقد تم اعتماد هذه الأصناف لأن أغلب العيوب الحاصلة في الأقمشة أثناء الغزل تندرج تحت هذه الأصناف الأربعة. في المرحلة الأولى تم معالجة الصور الخالية من العيوب وكذلك الصور التي تحتوي على أنواع العيوب المذكرة أنفا، ومن ثم تقطيعها واستخلاص الصفات الإحصائية الجيدة، لتستلمها الشبكة العصبية ذات الانتشار العكسي وتقوم بكشف وجود العيب من عدم وجوده في صورة الفحص وبالاعتماد على هذه الصفات. والشكل (5) يوضح خطوات المرحلة الأولى .



Kirkuk University Journal /Scientific Studies (KUJSS)
Volume 12, Issue 3, June 2017
ISSN 1992 – 0849

شكل (5) مرحلة اكتشاف العيوب

أما في المرحلة الثانية فيتم معالجة الصور المعيبة فقط والتي تحتوي أنواع العيوب الأربعة السابقة الذكر، ومن ثم تقطيع هذه الصور واستخلاص الصفات الإحصائية المناسبة، لتقوم الشبكة العصبية ذات الانتشار العكسي بعدها بعملية تصنيف العيوب إلى أصناف العيوب الأربعة ، والشكل (6) يوضح خطوات المرحلة الثانية مرحلة تصنيف العيوب وخطوات العمل هي كالأتي:



Kirkuk University Journal /Scientific Studies (KUJSS)
Volume 12, Issue 3, June 2017
ISSN 1992 – 0849

شكل (6) مرحلة تصنيف العيوب

تكوين قاعدة البيانات وتحجيم الصور

تمت الدراسة بعد الزيارة الميدانية لمعمل الغزل والنسيج في الموصل إذ جمعت صور الأقمشة بصورة حية من خلال التقاطها بكاميرا رقمية نوع (samsung nv lens) وبدقة (8 mega pixel) فضلا عن أخذ عينات من الأقمشة من المعمل ومن السوق المحلية واكتساب الصور منها عن طريق الماسح الضوئي نوع (HP) وبدقة (300 dpi) إذ تم التعرف على أنواع من الأقمشة والعيوب الموجودة فيها فضلا عن صور أخرى سليمة لتتم المقارنة بها. خزنت الصورة بملف ذي امتداد png ، ويشار من خلال [18] إلى أن الصور المخزونة بهذا الامتداد من نوع المضغوطة بلا فقدان للبيانات والتي تدعم الألوان الحقيقية لذلك تعد الأفضل للتعديل على الصور مقارنة بالصور ذي الامتداد jpg والتي هي من نوع المضغوطة القابلة لفقد البيانات وتقل جودتها مع كثرة الحفظ والتعديل. تم تجميع 160 صورة 80 منها صور سليمة من العيب بواقع 20 صورة لكل نوع من أنواع التراكيب النسيجية المستخدمة، و80 صورة أخرى فيها أحد العيوب الأربعة المذكورة آنفاً، من كل صنف من العيوب 20 صورة. لتتكون لدينا قاعدة بيانات حية متضمنة أنواع التراكيب النسيجية المختلفة وأصناف العيوب، ثم تبدأ عملية توحيد أحجام الصور لكل من مجموعتي التدريب والاختبار لأن الصور مختلفة الأحجام، وتحجيم الصورة إلى (256*256) بكسل يضمن لنا جودة الصفات المستخلصة وسرعة ودقة التصنيف بواسطة الشبكة العصبية لاحقا. ولقد استخدمت خوارزمية التحجيم imresize bilinear لهذا الغرض، والشكل (7) يوضح عينات من صور قاعدة البيانات.

Kirkuk University Journal /Scientific Studies (KUJSS)
Volume 12, Issue 3, June 2017
ISSN 1992 – 0849

شكل (7) صور من قاعدة البيانات

المرحلة الأولى - مرحلة اكتشاف العيوب في الأقمشة

ويتم في هذه المرحلة معالجة الصور المعيبة وغير المعيبة والتمييز بينها وتحويلها إلى فئتين منفصلتين فئة الصور المعيبة وفئة الصور الخالية من العيوب. وكما في الخطوات التالية:

المعالجة الأولية: بعد قراءة الصورة يتم تحويلها إلى صورة رمادية، لتقليل العمليات الحسابية الغير ضرورية حيث يتم اعتماد التدرج الرمادي (gray level) في التعامل مع محتويات الصورة ضمن العمل المقترح. يلي ذلك يتم تطبيق تحويل الجيب تمام المتقطع (DCT) Discrete Cosine Transform لغرض تحويل الصورة من الحيز المكاني إلى الحيز الترددي. ويعد تحويل الجيب تمام المتقطع تحول خطي للتقطع يرتبط ارتباطا وثيقا بتحويل فوريه المتقطع (DFT). ويمكن تعريف تحويل الجيب تمام المتقطع ثنائي الأبعاد (2D-DCT) 2D-Discrete Cosine Transform لصورة الإدخال A و صورة الإخراج B كما في المعادلة رقم (1) [19]:

$$B(m,n) = u(m)u(n)2/N\sum_{i=0}^{M-1}\sum_{j=0}^{N-1}A(i,j)(\cos(2i+1)m\pi/2M))(\cos(2j+1)n\pi/2N).....(1)$$

$$m = 0,1,2,----M-1$$

$$n = 0,1,2,----N-1$$

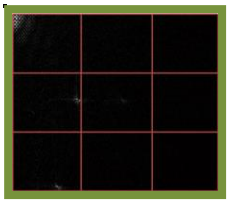
$$u(m) = u(n) = 1/\sqrt{2}...m,n = 0$$

$$u(m) = u(n) = 1...m,n \neq 0$$

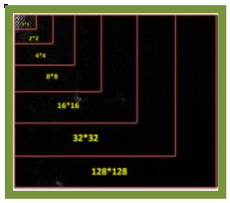
وان N و M تمثل عدد الأسطر والأعمدة، أي أبعاد الصورة تحت التطبيق.

وترتب المعاملات بعد إدخالها إلى DCT بشكل معاملات تحتوي على طاقة عالية وتدعى Amplitude-Coefficients (AC) وتقع في الزاوية العليا اليسرى. أما المتبقي فتدعى Discrete-Coefficients (DC) وتنتشر في كل مواقع الصورة. بعدها يتم تقطيع الصورة الناتجة بإحدى طريقتين أما التقطيع العلمي للصورة بالطريقة المبينة في الشكل (8) للاستفادة من معاملات الطاقة العالية التي تم حصرها في الزاوية العليا اليسرى بواسطة تحويل الجيب تمام المتقطع، أو تقطيع الصورة بالطريقة المبينة في الشكل (9).

Kirkuk University Journal /Scientific Studies (KUJSS)
Volume 12, Issue 3, June 2017
ISSN 1992 – 0849



شكل (9) تقطيع 2



شكل (8) تقطيع 1

استخلاص الصفات: من كل منطقة من مناطق الصورة يتم أخذ المعامل الواقع في زاوية كل منطقة (corner) ومعدل ترددات نقاط المنطقة (mean) ومتوسط ترددتها (median). ثم يتم تعييرها (normalization) في متجه يمثل صفات الصورة وتهيئة هذا المتجه كإدخال للشبكة العصبية من خلال مرحلة كشف العيب.

ويمكن حساب المعدل mean عن طريق المعادلة (2) [20]:

$$\overline{X} = \frac{x_1 + x_2 + \ldots \quad \ldots + x_n}{N} \qquad \ldots\ldots\ldots (2)$$

حيث أن $\overline{X}$: المعدل ، N: عدد نقاط البيانات ، X_n : نقاط الصورة

ولحساب الوسيط median للصورة يتم حساب القيمة المتوسطة للصفوف المرتبة تصاعديا والتي تكون عدد البكسل فيها عدد فردي، ثم تحسب القيمة المتوسطة median للصفوف المرتبة تصاعديا والتي تكون عدد البكسل فيها عدد زوجي وبحساب المعدل بينهما نحصل على القيمة المتوسطة وكما في المعادلات (3),(4) على التوالي [21]:

$$Median = x_m \mid (x_1, x_2 \ldots\ldots \quad x_m, x_{x+1}, \ldots x_n) \quad where \quad n \quad is \quad odd \qquad \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots (3)$$

$$Median = \frac{(x_m + x_{m+1})}{2} \mid (x_1, x_2 \ldots\ldots \quad x_m, x_{x+1}, \ldots x_n) \quad where \quad n \quad is \quad even \qquad \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots (4)$$

١) **كشف العيب :** يتم في هذه المرحلة التعامل مع صور الفحص لغرض تحديد وكشف وجود العيب من عدم وجوده في هذه الصور وذلك باستخدام الشبكة العصبية ذات الانتشار العكسي، التي تتكون من طبقة إدخال متضمنة 21 وحدة إدخال، وطبقة مخفية واحدة تتكون من 10 وحدة معالجة أي

Kirkuk University Journal /Scientific Studies (KUJSS)
Volume 12, Issue 3, June 2017
ISSN 1992 – 0849

تقريبا نصف عدد عقد طبقة الإدخال، وطبقة الإخراج التي تتكون من وحدة معالجة واحدة. وبين كل طبقة من هذه الطبقات هناك طبقة من الوصلات البينية التي تربط كل طبقة بالطبقة التي تليها والتي يتم فيها ضبط الأوزان الخاصة بكل وصلة بينية حيث يرتبط الوزن بكل زوج من الخلايا العصبية، فالأوزان تمثل كمتجه وزن (w1, w2, …., wn) ، حيث يمثل الوزن المرتبط بالاتصال بين وحدة إدخال وعنصر معالجة أو بين عنصري معالجة. وتحتوي الخلية العصبية كذلك على قيمة عتبة (تابع التفعيل) الذي ينظم احتمالية التفعيل ويحد من إخراج الخلية حيث يجعل الإخراج ضمن المجال [1،0] أو ضمن المجال [1،-1]. بينما تحدد الأوزان المرتبطة مع مدخلات الخلية العصبية احتمالية تفعيل الخلية العصبية وحسب المعادلة (٥) الآتية [22]:

$$SUM=\sum_{i=1}^{n} X_i W_i \qquad \text{..... (5)}$$

حيث تمثل Xi وحدات الإدخال و Wi متجه الأوزان.

وتقوم العتبة بتنظيم استجابة الخلية العصبية لتقع ضمن مدى معين من القيم المحددة مسبقاً وحسب المعادلة الآتية [22]:

$$y=f\left(\sum_{i=1}^{n} X_i W_i\right) \qquad \text{.....(6)}$$

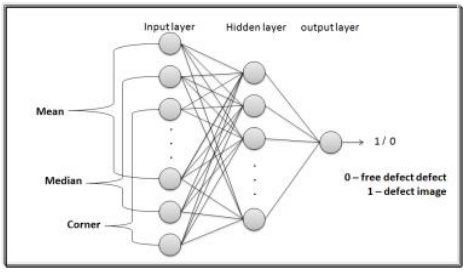
وتوضح المعادلة (٦) الإخراج y للخلية العصبية كدالة تنشيط f لمجموع n+1 من المدخلات الموزونة، حيث أن n+1 تقابل n من الإشارات الداخلة. ثم تحسب قيمة الإخراج الفعلي حسب نوع دالة التنشيط المستخدمة، وهنا استخدمت دالة العتبة وكما في المعادلة (7) [22]:

$$f(x)=\begin{cases} 1 \; if \; \sum_{i=1}^{n} X_i W_i > 0 \\ 0 \; if \; \sum_{i=1}^{n} X_i W_i \le 0 \end{cases} \qquad \text{.. ....(7)}$$

ومرحلة كشف العيب تمر أيضا بطورين هما طور التدريب لتدريب الشبكة على صفات كل صورة والإخراج المتوقع لها، وطور الاختبار ليتم من خلاله اختبار الشبكة على صور الاختبار التي لم يتم

Kirkuk University Journal /Scientific Studies (KUJSS)
Volume 12, Issue 3, June 2017
ISSN 1992 – 0849

تدريبها ولاكتشاف فيما إذا كانت صورة الاختبار معيبة أم لا. ثم يتم تدريب الشبكة على متجهات صفات الصور والتي تم تكوينها بعد استخلاص الصفات من الصور. وذلك لغرض تعليم الشبكة لتتمكن من الكشف عن وجود العيب وتصنيف الصورة إما إلى صورة معيبة أو لا، بغض النظر عن نوعية العيب والنتيجة بالنظام الثنائي بمعنى إذا كان الإخراج "0" فهي صورة خالية من العيب إما إذا كان الإخراج "1" فالصورة معيبة. وقد تم تكوين مصفوفة التدريب من صفات لـ 130 صورة 65 منها بدون عيب و65 الأخرى فيها عيب وتكوين مصفوفة الهدف التي تقابلها. والتي تكون إحدى خيارين إما "0" أو"1"، أول 65 صورة إخراجها "0"، والصور65 الأخيرة إخراجها "1". والشكل (10) يبين مخطط الشبكة العصبية المستخدمة في هذه المرحلة. بعد ذلك يتم اختبار الشبكة العصبية لكشف العيب وتتبع نفس خطوات المعالجة الأولية واستخلاص الصفات لغاية الحصول على متجه صفات الصورة المدخلة، يدخل هذا المتجه إلى الشبكة العصبية للتعرف على نوع الصورة فإذا كان الإخراج "0" فإن صورة الاختبار تنتمي إلى الصنف الأول وتمثل صورة نسيج خالية من العيب إما إذا كان الإخراج "1" فإن صورة النسيج تنتمي إلى الصنف الثاني وتمثل صورة نسيج فيه عيب.



الشكل (10) الشبكة العصبية ذات الانتشار العكسي لكشف العيب

A. المرحلة الثانية- تصنيف عيوب النسيج

ويتم في هذه المرحلة معالجة صور النسيج المعيبة فقط وهي 80 صورة وتصنيفها بواسطة الشبكة العصبية ذات الانتشار العكسي إلى أربعة فئات تمثل أصناف العيوب الأربعة . وكما في الخطوات الآتية:

١) المعالجة الأولية و قطع منطقة العيب (ROI- Region Of Interest) من الصور: بعد قراءة صورة النسيج المعيبة وتحجيمها يتم معاملتها بمرشحات جابور، وان استخدام هذا النوع الخاص من المرشحات مثل مرشح جابور أعطى نتائج أفضل في تحسين وإبراز المعالم للأنسجة المختلفة. إذ تم

Kirkuk University Journal /Scientific Studies (KUJSS)
Volume 12, Issue 3, June 2017
ISSN 1992 – 0849

استخدام مرشح جابور ذي البعدين 2D كأحد مرشحات التحويل المويجي والذي له ميزة وكفاءة في تجميع المعلومات المحلية للصورة بشكل مثالي في الوصول إلى الحد الأدنى لأوجه التشابه ما بين الحيز المكاني والحيز الترددي للبيانات الداخلة وذلك لإبراز وتحديد العيوب الموجودة في الصورة. والمعادلة رقم (٨) تمثل معادلة جابور ذات البعدين 2D-Gabor function [23]:

$$gw2D(x,y)=\frac{1}{\sigma\sqrt{\pi}}e^{-\left(\frac{(x-x_0)^2+(y-y_0)^2}{2\sigma^2}\right)}e^{-j2\pi f0((x-x_0)\cos(\theta)+(y-y_0)\sin(\theta))} \quad \text{.....(8)}$$

حيث تمثل σ الانحراف المعياري لمغلف كاوزين Gaussian envelope. sigmia/ standard deviation of أما θ فهي زاوية الاتجاه orientation لدالة جابور و(x0,y0) هي نقطة قمة الدالة peak of the function.

B. بعدها يتم تحويل الصورة الرمادية الناتجة من جابور إلى صورة ثنائية، وذلك بتحويل كل بكسل في الصورة الرمادية والمشار له $x_i \in [0,1]$ إلى بكسل في الصورة الثنائية المقابلة والذي يتمثل بـ $b_i \in \{0,1\}$ حيث أن "0" يشير إلى "اسود" ويشير"1" إلى "ابيض" وتدعى هذه العملية بعملية Binarization. وهناك عدة أساليب لتنفيذ عملية Binarization منها Global fixed threshold وهي المستخدمة هنا حيث يتم استخدام حد عتبة ثابت كالأتي $b_i=1 \;\; if \;\; x_i \geq 0.5 \;\; \& \;\; b_i=1 \;\; if \;\; x_i<0.5$ [24]. وبتطبيق مرشح المعدل Averageing (7*7) يتم إزالة الشوائب من الصورة الثنائية الناتجة وتحسين الصورة. ثم يتم قطع منطقة العيب ROI وهي عملية مهمة لتمييز العيب حيث أنها تمنع تكرار الصفات المستخلصة وهذا التكرار يحصل إذا تم أخذ صفات الصورة بالكامل بالإضافة إلى أنها تقلل من أبعاد مصفوفة الإدخال إلى الشبكة العصبية لاحقا. وقد تم بناء خوارزمية تقوم بالتقطيع الآلي لمنطقة العيب. وفي هذه الخوارزمية يتم تمرير المصفوفة الثنائية الممثلة للصورة الثنائية إلى خوارزمية التقطيع (Icroped) التي تم بناؤها لتقوم بالتقطيع الآلي على خطوتين متتاليتين في الخطوة الأولى ويتم التقطيع باتجاه الأعمدة لقطع الأسطر الغير تابعة للمنطقة البيضاء وهي منطقة العيب، بعدها يتم التقطيع باتجاه الأسطر لغرض قطع الأعمدة المحيطة بمنطقة العيب وبهذا نكون قد استقطعنا الجزء المهم من صورة النسيج وهو جزء العيب.

C. ٢) استخلاص الصفات و تصنيف العيوب : يتم حساب الحجم الكلي لمنطقة العيب واعتبارها كإحدى صفات الصورة الهندسية. ثم يحدد محيط منطقة العيب بعامل كاني لكشف الحواف canny

Kirkuk University Journal /Scientific Studies (KUJSS)
Volume 12, Issue 3, June 2017
ISSN 1992 – 0849

operators. يليه تقطيع الصورة إلى 9 خلايا (3*3) ومن كل خلية يتم استخلاص صفتين هما معدل الترددات (mean) و الميل (Skewness) ليكون لدينا (9*2) 18 صفة إحصائية وبإضافة السمة الهندسية المحسوبة قبل التقطيع وهي الحجم الكلي لمنطقة العيب فيكون مجموع الصفات المستخلصة من الصورة 19 صفة. يتم ترتيب صفات صور العيوب في مصفوفة ثنائية عدد صفوفها يمثل عدد الصور وعدد أعمدتها يمثل عدد الصفات وهكذا تتكون مصفوفة الإدخال إلى الشبكة العصبية لغرض تصنيف أنواع العيوب. ويمكن حساب العزم الثالث المتمثل بالميل (Skewness) عن طريق المعادلة (9) الآتية [20]:

$$skeness = \frac{1}{N}\left(\frac{\sum_{i=1}^{N}(X_i - \overline{X})^3}{\sigma^3}\right) \quad \text{.. .....(9)}$$

.D

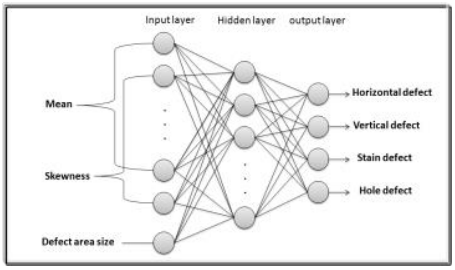
.E

.F ثم تصنف العيوب إلى أصنافها الأربعة المبينة سابقاً وذلك باستخدام الشبكة العصبية من نوع شبكة الانتشار العكسي وتمر هذه العملية بطورين هما تدريب الشبكة العصبية واختبارها. أما هيكلية الشبكة العصبية المستخدمة هنا فهي تتكون من طبقة إدخال تتضمن 80 وحدة إدخال، يليها طبقة مخفية واحدة تتكون من 40 وحدة معالجة أي نصف عدد عقد طبقة الإدخال أما طبقة الإخراج فتتكون من 4 وحدات معالجة لتعطي أربعة اخراجات لتصنف العيوب الأربعة فإذا كان أول إخراج قيمته "1" والبقية أصفار هذا دليل على أن هذا المخرج تابع للعيب الأول أما إذا كان الإخراج الثاني هو "1" والبقية أصفار فهو إخراج يندرج تحت العيب الثاني وكذلك بالنسبة للعيب الثالث فالإخراج الثالث سيكون "1" ، وللعيب الرابع الإخراج الرابع ستكون قيمته "1".

الطور الأول- تدريب الشبكة العصبية: يتم تدريب الشبكة على متجهات صفات الصور المعيبة والتي تم تكوينها بعد استخلاص الصفات من تلك الصور. وذلك لغرض تعليم الشبكة لتتمكن من تصنيف العيوب. كل متجه إدخال يتكون من 19 قيمة والتي تمثل معدل الترددات (mean) الموجودة في كل خلية، والعزم الثالث المتمثل بالميل (Skewness) لكل خلية، بالإضافة إلى صفة حجم منطقة العيب وبعد تعيير(normalization) هذه الصفات بالنسبة لأعلى قيمة وبواقع 9 مناطق لكل صورة. وقد تم تكوين مصفوفة التدريب من صفات لـ 60 صورة 15 صورة من كل عيب وتكوين مصفوفة الهدف التي تقابلها، والتي تكون بالشكل ويتبقى 20 صورة للاختبار، 5 من كل عيب.

Kirkuk University Journal /Scientific Studies (KUJSS)
Volume 12, Issue 3, June 2017
ISSN 1992 – 0849

الطور الثاني- اختبار الشبكة العصبية لتصنيف الصور: وتتبع نفس خطوات المعالجة الأولية واستخلاص الصفات لغاية الحصول على متجه صفات الصورة المدخلة، ثم يتم إدخال هذا المتجه إلى الشبكة العصبية للتعرف على نوع الصورة فإذا كان الإخراج 0001 فإن صورة الاختبار تنتمي إلى الصنف الأول وتمثل صورة نسيج فيها عيب من نوع "العيب العرضي" ، وإذا كان الإخراج 0010 فإن صورة الاختبار تنتمي إلى الصنف الثاني وتمثل صورة فيها عيب من نوع "العيب الطولي"، وإذا كان الإخراج 0100 فإن صورة الاختبار تنتمي إلى الصنف الثالث وتمثل صورة فيها عيب من نوع "عيب البقعة"، إما إذا كان الإخراج 1000 فإن صورة الاختبار تنتمي إلى الصنف الرابع وتمثل صورة فيها عيب من نوع "عيب الثقب". والشكل (11) يبين هيكلية الشبكة العصبية المستخدمة في هذه المرحلة.



الشكل (11) الشبكة العصبية ذات الانتشار العكسي لتصنيف العيوب

VI. النتائج ومناقشتها

A. من خلال التطبيق العملي للخوارزمية المقترحة تم تدريب الشبكة العصبية الأولى لاكتشاف العيب بعد تغذيتها بالصفات التي استخلصت من خوارزمية DCT. يعد استخدام التقطيع المقترح في شكل (6) اختزل الصفات من (65536 صفة) إلى (21 صفة)، وركز على الصفات الجيدة، بالإضافة إلى انه اختصر وقت تدريب الشبكة العصبية بـمقدار (0:25:93) دقيقة حيث تبين بالتجربة انه في حالة استخدام التقطيع الاعتيادي المتمثل بالشكل (7) واستخلاص الصفات من تلك المناطق وإدخالها إلى الشبكة العصبية كان الوقت المستغرق (0:27:11) دقيقة بينما كان الوقت في حالة التقسيم الموضح في شكل (6) يقدر بـ (0:01:18) دقيقة كما موضح في الجدول (1).

Kirkuk University Journal /Scientific Studies (KUJSS)
Volume 12, Issue 3, June 2017
ISSN 1992 – 0849

) مقارنة طريقتي تقطيع الصور1جدول (

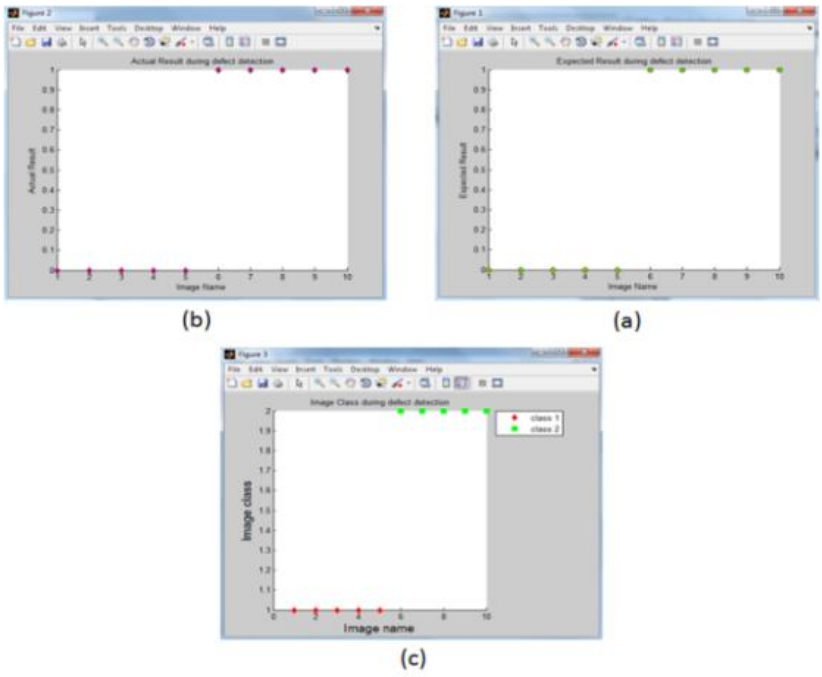
نوع التقسيم	الوقت	الأداء	الميل	نسبة التمييز	عدد التكرارات
شكل 6	0:01:18	0.00100	0.0006.9	%100	4770
شكل 7	0:27:11	0.00194	0.160	%100	100000

B. تم تدريب الشبكة العصبية على 130 صورة منها 65 صورة نسيج طبيعي سليم من العيوب 65 صورة لنسيج يحوي على عيوب النسيج الأربعة السابقة الذكر ويتم تهيئة 30 صورة غير مدربة على الشبكة العصبية منها 15 صورة من صور النسيج السليمة من العيوب و 15 هي صور فيها عيوب وبعد اختبار الشبكة العصبية الأولى كانت النتيجة مطابقة لكل الصور فكانت نسبة التمييز (100)%. والجدول رقم (2) يوضح عينات من نتائج الشبكة العصبية الأولى في مرحلة اكتشاف العيب:

جدول (٢) نتائج عملية اكتشاف وجود عيب

الصورة	الإخراج المتوقع	الإخراج الفعلي	التطابق	الصنف	اسم الصنف
F1	0	0	مقبول	1	صورة سليمة من العيب
F2	0	0	مقبول	1	صورة سليمة من العيب
F3	0	0	مقبول	1	صورة سليمة من العيب
F4	0	0	مقبول	1	صورة سليمة من العيب
F5	0	0	مقبول	1	صورة سليمة من العيب
D1	1	1	مقبول	2	صورة فيها أحد العيوب
D2	1	1	مقبول	2	صورة فيها أحد العيوب
D3	1	1	مقبول	2	صورة فيها أحد العيوب
D4	1	1	مقبول	2	صورة فيها أحد العيوب
D5	1	1	مقبول	2	صورة فيها أحد العيوب

Kirkuk University Journal /Scientific Studies (KUJSS)
Volume 12, Issue 3, June 2017
ISSN 1992 – 0849



شكل (12) نتائج عملية كشف وجود العيب في صور النسيج – (a) يمثل الإخراج المتوقع لكل الصور (b) يمثل الإخراج الفعلي لكل الصور (c) يمثل تصنيف الصور إلى صنفين

Kirkuk University Journal /Scientific Studies (KUJSS)
Volume 12, Issue 3, June 2017
ISSN 1992 – 0849

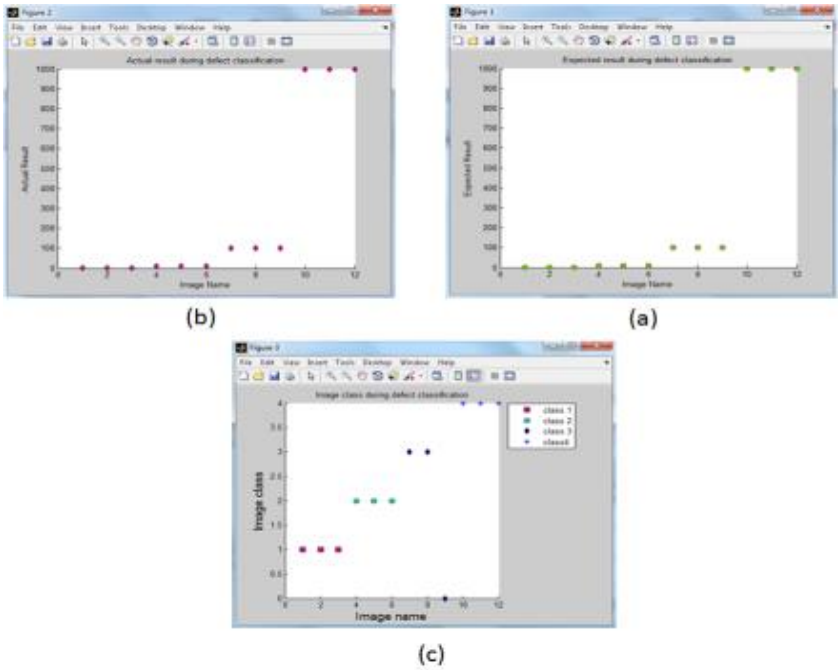
C. تم استخدام تحويل جابور في تصنيف العيوب بعد استخلاص الصفات وإدخالها إلى الشبكة العصبية الثانية وقد تم اختبار 20 صورة من الصور المعيبة بواقع 5 صور من كل نوع من العيوب الأربعة على الشبكة العصبية الثانية الخاصة بتصنيف العيوب، وقد تطابقت نتيجة 19 صورة ما عدا صورة واحدة لم تكن مطابقة لذا كانت دقة التصنيف (97.5)%. وبنسبة خطأ (3.33)%، والجدول رقم (٣) يوضح عينات من نتائج الشبكة العصبية الثانية في مرحلة تصنيف العيوب.

جدول (3) نتائج عملية تصنيف العيوب

الصورة	الإخراج المتوقع	الإخراج الفعلي	التطابق	الصنف	اسم الصنف
H1	0001	0001	مقبول	1	عيب أفقي
H2	0001	0001	مقبول	1	عيب أفقي
H3	0001	0001	مقبول	1	عيب أفقي
V1	0010	0010	مقبول	2	عيب طولي
V2	0010	0010	مقبول	2	عيب طولي
V3	0010	0010	مقبول	2	عيب طولي
S1	0100	0100	مقبول	3	بقعة
S2	0100	0100	مقبول	3	بقعة
S3	0100	0000	غير مقبول	0	غير معروف
Ho1	1000	1000	مقبول	4	ثقب
Ho2	1000	1000	مقبول	4	ثقب
Ho3	1000	1000	مقبول	4	ثقب

Kirkuk University Journal /Scientific Studies (KUJSS)
Volume 12, Issue 3, June 2017
ISSN 1992 – 0849

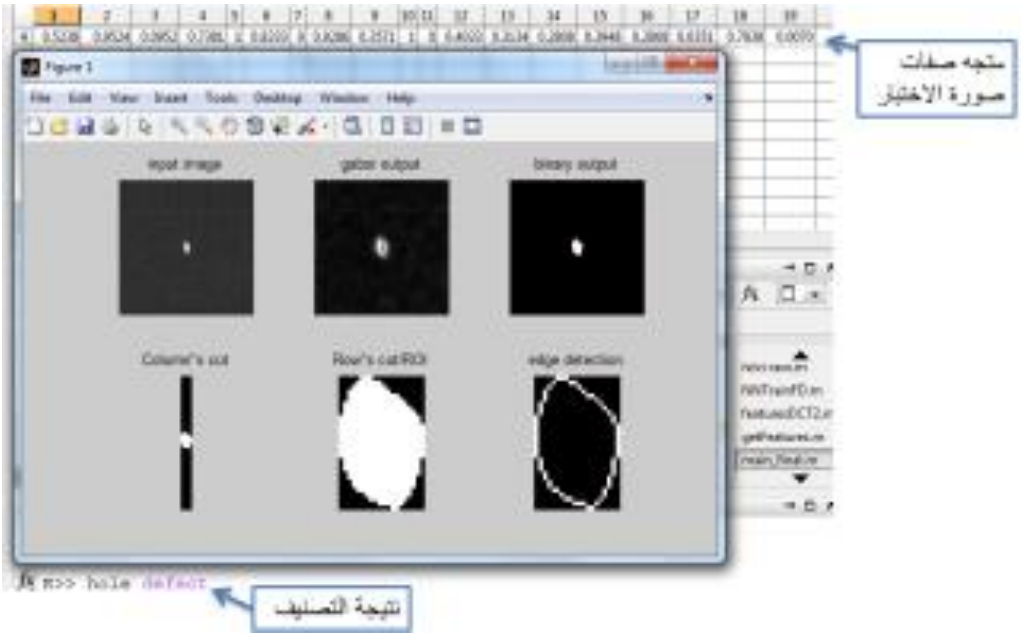
والشكل رقم (13) يوضح نتائج تصنيف عيوب النسيج بالاعتماد على جدول رقم (2):



شكل (13) نتائج تصنيف عيوب النسيج - (a) يمثل الإخراج المتوقع لكل الصور (b) يمثل الإخراج الفعلي لكل الصور (c) يمثل تصنيف الصور إلى أربعة أصناف

والشكل (14) يبين صورة نسيج معيب والمعالجات التي تمت عليها واستخلاص الصفات ومن ثم تحديد صنف العيب وهو هنا من نوع الثقب.

Kirkuk University Journal /Scientific Studies (KUJSS)
Volume 12, Issue 3, June 2017
ISSN 1992 – 0849



شكل (14) إحدى صور الاختبار و 19 صفة المستخلصة من الصورة النهائية

VII . الاستنتاجات

بعد المطالعة النظرية للعمل المقترح والتطبيق العملي الذي تم فيه دمج طرائق معالجة الصور من خلال استخدام تحويل جابور والجيب تمام المتقطع مع التقنيات الذكائية باستخدام الشبكة العصبية المتمثلة بشبكة BPNN لاكتشاف وتصنيف العيوب في صور النسيج موضوع البحث. تم التوصل إلى الاستنتاجات التالية:

١. تم الحصول على نسبة تمييز تصل إلى 97.5% وهذه النسبة تعتبر ممتازة مقارنة بنسب أخرى في بحوث نفس المجال، إلا أن العمل لا يمكن أن يصل الكمال لأن لكل أسلوب محاسنه ومساوئه.
٢. وضح أسلوب كبس البيانات المتمثل بخوارزمية التحويل الجيبي المتقطع DCT والذي حصر الصفات ذات الطاقة العالية في الزاوية اليسرى العليا كما أن التقطيع العلمي الذي أُستخدم أدى إلى اختزال حجم الصفات وحجم البيانات الكبير الذي تطلبه مثل هذا العمل.
٣. تم اعتماد صور حية من الأقمشة السليمة من العيوب والأقمشة المعيبة لتناسب العمل المقترح والتي أعطت نتائج أفضل من صور مسحوبة من قواعد بيانات على الإنترنيت.

VIII. المصادر

[1] MD.Tarek Habib and M.Rokonuzzaman ، " A Set of Geometric Features for Neural Network Based Textile Defect Classification " ، International Scholarly Research Network ISRN Artificial Intelligence Volume 2012 ، (2012) ، Article ID 643473, 16 pages doi: 10.542/2012/643473.

[2] Anand H.Kulkarni and Sheetal B.Patil ، " Automated Garment identification and defect detection model based on Texture Features and PNN " ، International Journal of Latest Trends in Engineering and Technology (IJLTET) ، (2012) ، ISSN: 2278-621X.

[3] R K Rao Ananthavaram، O.Srinivasa Rao and MHM Krishna Prasad ، " Automatic Defect Detection of Patterned Fabric by using RB Method and Independent Component Analysis " ، International Journal of Computer Applications ، (2012) ، (0975 – 8887) .

[4] Rishav Dewan, and Monika Aggarwal ، " IDENTIFICATION OF DEFECTS IN TEXTILES BASED ON STATISTICAL ANALYSIS OF DCT COEFFICIENTS OF TEXTILE IMAGES " ، Aarhat Multidisciplinary International Education Research Journal (AMIERJ) ، (2012) ، ISSN 2278-5655.

[5] Zheng Guang and Wang Jianxia ، "Fabric Defect Detection Method Based on Image Distance Difference" ، China The Eighth International Conference on Electronic Measurement and Instruments ICEMI ، (2007) ، 1-4244-1135-1/07/$25.00 ©2007 IEEE.

[6] K.L.Mak and P. Peng, "Detecting Defects in Textile Fabrics with Optimal Gabor Filters ", Wold Academy of Science, Engineering and Technology ،(2008) ، 13.

[7] K.L. Mak*, P. Peng and K.F.C. Yiu ، " Fabric defect detection using morphological filters " ، Image and Vision Computing ، (2009) ، 27 1585–1592.

[8] TE-LI SU, HUA-WEI CHEN, GUI-BING HONG and CHIH-MING MA، "AUTOMATIC INSPECTION SYSTEM FOR DEFECTS CLASSIFICATION OF STRETCH KNITTED FABRICS " ، International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition ، qingdao ،11-14 July (2010) ، 978-1-4244-6531-6/10/$26.00 ©2010 IEEE.

[9] S.Priya, T. Ashok kumar and Dr. Varghese Paul Dean ، "A Novel Approach to Fabric Defect Detection Using Digital Image Processing " ،International Conference on Signal Processing ، Communication, Computing and Networking Technologies (ICSCCN) ، (2011) ، 978-1-61284-653-8/11/$26.00 ©2011 IEEE.

[10] Ali Javed, Mirza Ahsan Ullah, and Aziz-ur-Rehman ، " Comparative Analysis of Different Fabric Defects Detection Techniques ، I.J. Image, Graphics and Signal Processing ، (2013) ، pp: 40-45.

[11] صلاح حسن ناجي،" تصاميم الأقمشة النسيجية السادة ومعطيات التأثيرات اللونية فيها"، مجلة بابل، المجلد ٢٠/ العدد١، (٢٠١٢).

[12] د. ياسر محمد عيد حسن،"تكنولوجيا النسيج والتراكيب النسجية"، وزارة التعليم العالي جامعة أم القرى-كلية الفنون والتصميم الداخلي للبنات (قسم صميم الأزياء) ، المملكة العربية السعودية.

[13] أ.د علي السيد زلط ، أ.د محمد عبد الله الجمل أ.د نورا حسن إبراهيم ،" دراسة تأثير اختلاف التراكيب النسيجية على بعض خواص الأداء الوظيفي لأقمشة التنجيد "، (٢٠١٠).

[14] Maroš Tunák, Aleš Linka and Petr Volf ، " Automatic Detection and Classification of Fabric Defects " ، Quality & Productivity Research Conference ،(2009).

[15] Ajay Kumar Senior Member IEEE Department of Electrical Engineering Indian Institute of Technology، and Hauz Khas ، " Computer Vision-based Fabric Defect Detection: A Survey " ، (2004) ، Ph: +91(11) 2659-1095; Email: ajaykr@ieee.org

[16] Mahajan P.M.، J.T.Mahajan and Patil P.M. ، " A review of automatic fabric defect detection techniques " ، Advances in Computational Research ، (2009) ، ISSN: 0975–3273, Volume 1, Issue 2, 2009, pp-18-29

[17] Priyanka M. Shanbhag, Manish P. Deshmukh and Shekhar R. Suralkar ، "OVERVIEW: METHODS OF AUTOMATIC FABRIC DEFECT DETECTION" ، GLOBAL JORNAL OF ENGINEERING, DESIGN & TECHNOLOGY ، (2012) ، G.J. E.D.T., Vol. 1(2) 2012:42-46 ،ISSN 2319 – 7293

[18] Gonzales, R.C., Woods, R.E., Eddins, S.L. ، Digital Image Processing. 2nd edition, Prentice-Hall, (2002).

[19] Subhash Chandra Yadav, Krishna raj and R.G.varshney ، "Error in 2D DCT Using Cosine Function getting by 'C' and VHDL and IEEE754 Representation of DCT values" ، International Journal of Electronics and Computer Science Engineering، (2012) ، ISSN: 2277-1956.

[20] عامرة استقلال بدران، محمد احمد جاسم، محمد فاروق محمود ومحمد نوفل محمد، "استخدام الشبكة العصبية الاصطناعية في التعرف على شخص من خلال صورة الوجه" ، المجلة العراقية للعلوم الإحصائية، (٢٠١٣) ص 23، ([167-150].

[21] K.N.SIVABALAN and Latha Madhavan ، " Detection of defects in digital texture images using segmentation" ، International Journal of Engineering Science and Technology ، (2010) ، pp:5187-5191.

[22] Ajay Kumar ، "Neural network based detection of local textile defects" ، PATTERN RECOGNITION the journal of the pattern recognition society ، (2003) ،pp:1645 – 1659.

[23] Kai-Ling Mak ،Pai Peng, Pokfulam Road, and Pokfulam Road ،"FABRIC DEFECT DETECTION USING MULTI-LEVEL TUNED MATCHED GABOR FILTERS" ، JOURNAL OF INDUSTRIAL AND MANAGEMENT OPTIMIZATION ، (2012) ، doi:10.3934/jimo.2012.8.325 Volume 8, Number 2, May 2012 pp. 325-341.

[24] Maya R. Gupta , Nathaniel P. Jacobson and Eric K. Garcia ، "OCR binarization and image pre-processing for searching historical documents" ، PATTERN RECOGNITION the journal of the pattern recognition society 40 ، (2007) ، pp. 389 – 397.