

Denoise Digital Images Depending on Contourlet Transform

Khalil I. Al-Saif

Ahmed H. Saleh

College of Computer Science and Mathematics

University of Mosul

Received on: 22/08/2010

Accepted on: 10/11/2010

ABSTRACT

In this paper a new, proposed way to denoise an image under the impact of different types of noise experienced by the image acquired during media, where the reliance on contourlet transform because of their ability to maintain the edges in the image (high-high frequency) in addition to its potential to capture information **smooth contours**, which is one of the most important information that must be maintained by the methods of restoration to get to an estimate of the original image.

Thus it was the use of an algorithm the threshold for the adoption of that every image inserted is denoise, the impact of noise which depending on the impulse response of contourlet transform, has been the adoption of digital images of different types, as an assessment of how much closer the image recovered to the original image through the use of some measurements including correlation coefficient as well as SNR, MSE and PSNR.

Results of applying the **proposed algorithm** on different type of images give a conclusion that adoption of contourlet transform, gives high stability when image size is changed with noise acquires the image through the transformation media.

Keywords: denoise, contourlet transform, correlation coefficient.

إزالة الضوضاء من الصور الرقمية باعتماد تحويل الكنتورليت

خليل إبراهيم السيف احمد حامد صالح

كلية علوم الحاسبات والرياضيات

جامعة الموصل

تاريخ قبول البحث: 2010/11/10

تاريخ استلام البحث: 2010/11/10

المخلص

تم في هذا البحث اقتراح طريقة جديدة لإزالة تأثير أنواع مختلفة من الضوضاء الذي تتعرض له الصورة الملتقطة بأجهزة التقاط، حيث تم الاعتماد على التحويلات الكنتورية لما لها من قابلية على المحافظة على الحافات في الصورة (عند المعاملات عالية التردد) بالإضافة إلى إمكانيتها لالتقاط معلومات المنحنيات الناعمة، والذي يعتبر من أهم المعلومات التي يجب إن تحافظ عليها طرق الاسترجاع للوصول إلى تقدير للصورة الأصلية.

تم في هذا البحث استخدام خوارزمية حد العتبة باعتماد ان لكل صورة مدخلة يتم إزالة تأثير الضوضاء منها بالاعتماد على الاستجابة النبضية للتحويلات الكنتورية، وذلك باعتماد صور رقمية ذات أنواع مختلفة، كما تم

تقييم لمقدار اقتراب الصورة المسترجعة الى أصل الصورة وذلك من خلال استخدام بعض المقاييس منها حساب معاملات الارتباط (correlation coefficient) وكذلك حساب المعاملات (SNR, MSE, PSNR). أدت النتائج المطبقة على الصور الرقمية التي اعتمدت الخوارزمية المذكورة آنفاً وباعتماد معاملات الكنتورية الى الحصول على استقرارية عالية عند تغيير الحجم مع ضوضاء مكتسبه الى الصورة من خلال الوسط الناقل.

الكلمات المفتاحية: إزالة الضوضاء، تحويل الكنتورليت، معامل الارتباط.

1- المقدمة :

الضوضاء هي تشويشات (disturbance) تؤثر على إشارة أو صورة والذي قد يحرف المعلومات التي حملت بالإشارة أو الصورة. و يمكن أن تكون تغييرات عشوائية لخصائص واحدة أو أكثر لأي كيان مثل الفولطية، التيار، أو البيانات. ما عدا ذلك فإنها إشارات عشوائية ذات إحصائيات معروفة من الغزارة، التوزيع، وكثافة الطيف (spectral density). بشكل طليق الضوضاء يمكن أن تعرف بأنها إزعاجات تميل إلى التدخل في العمليات الطبيعية للجهاز أو النظام [1].

الصور الرقمية عرضه لأنواع مختلفة من الضوضاء نتيجة الأخطاء في التقاط الصورة (image acquisition) أو عملية إرسال التي تؤدي إلى تغيير قيم النقطة الصورية و التي لا تعكس الكثافة الحقيقية للمشهد الحقيقي. هناك عدة مصادر تسبب الضوضاء وتوثر على الصورة ، بالاعتماد على كيفية تكوين الصورة. على سبيل المثال (إذا كانت الصورة مقروءة ضوئياً من على الفلم، فان سطح الفلم سيكون مصدراً للضوضاء). الضوضاء يمكن أيضاً أن تتولد بسبب الضرر على الفلم، أو تكون نتيجة جهاز الماسح الضوئي نفسه. فإذا كانت الصورة المكتسبة مباشرة في الصيغة الرقمية (digital format) ، فان آلية تجميع البيانات (مثل كاشف CCD detector) يمكن أن يقدم ضوضاء والإرسال الإلكتروني لبيانات الصورة يمكن أن يولد ضوضاء [1][2].

2- إزالة الضوضاء :

إزالة الضوضاء تعد احد طرق الاسترجاع والتي تعمل على إزالة تأثير الضوضاء من الصورة مع المحافظة على حافات الحادة (sharp edges) والمعلومات التفصيلية للصورة [3]. فالضوضاء ممكن ان تقلل من دقة بعض العمليات كاستخلاص السمات feature extraction والتمييز recognition معظم الطرق المستخدمة لإزالة تأثير الضوضاء تعتمد على معلومات أولية حول كمية الضوضاء او مستوى الضوضاء المضافة الى الصورة إنشاء الاكتساب هذه المعلومات ضرورية للاختيار الأمثل لقيم ومعاملات حد العتبة ولكن هذه المعلومات غير متوفرة في معظم التطبيقات [4].

3- الهدف من البحث :

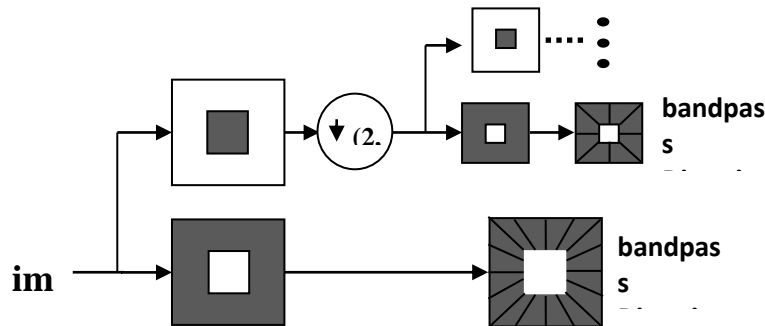
يهدف هذا البحث الى اعتماد خوارزمية حد العتبة التي تعمل على إزالة الضوضاء المضافة الى الصورة، حيث تم اقتراح فكرة ملخصها إن لكل صورة مدخلة يتم استرجاعها بالاعتماد على الاستجابة النبضية للتحويلات الكنتورليت ، ومن ثم يتم تقييم لمقدار اقتراب الصورة المسترجعة الى أصل

الصورة وذلك من خلال استخدام بعض المقاييس منها حساب معاملات الارتباط (correlation coefficient) وكذلك حساب المعاملات (SNR ,MSE ,PSNR) .

4- التحويلات الكنتورية :

التحويلات الكنتورية هي تحويلات ثنائية الأبعاد تعمل على التقاط الحافات الناعمة (smooth contours) من جميع الاتجاهات في الصور الطبيعية , التحويلات الكنتورية ليس فقط تمتلك الميزات الرئيسية للتحويل الموجي المتمثل بتعدد القياس, والعامل المكاني فضلا عن التردد - الزمن. لكنه أيضا يعرض درجة عالية من الاتجاهات والتوزيع الأتجاهي (anisotropy). حيث ان الاختلاف الرئيس بين الكنتورليت وأنظمة متعددة القياس ألتجاهيه الأخرى انه يسمح باختلاف ومرونة في عدد الاتجاهات في كل مقياس[6][5].

وقدمت التحويلات الكنتورية في مجال معالجة الصور من قبل Do و Vetterli عام 2002 وهي مبنية من دمج هرم لابلاس (Laplacian pyramid) مع مجموعة المرشحات الاتجاهية (Directional Filter Banks : DFB), حيث يعمل هرم لابلاس على تجزئة الصور ثنائية الأبعاد وتحويلها إلى حزم ترددية جزئية ذات ترددات واطئه وعاليه , ثم تعمل مجموعة المرشحات الاتجاهية (DFB) على الصور ذات الترددات العالية لتكوين الحزم الترددية الاتجاهية كما في الشكل [6][5].(1)



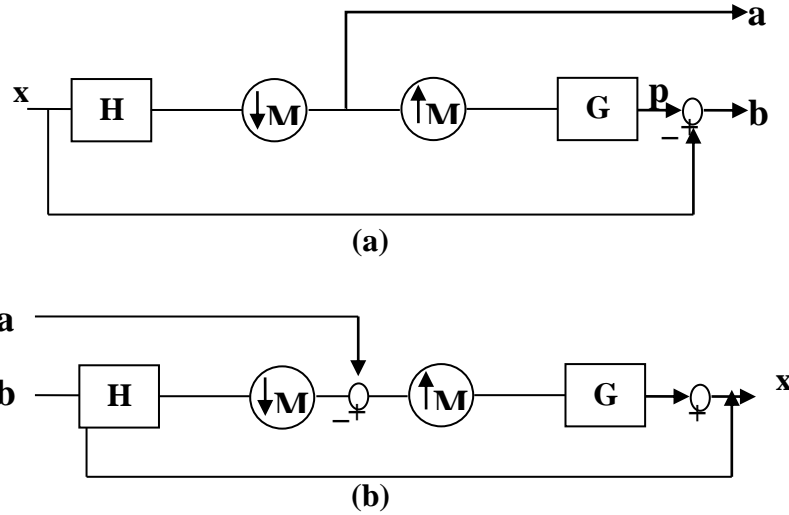
الشكل (1) الهيكل العام للتحويلات الكنتورية

5- مرشح هرم لابلاس Laplacian Pyramid filter banks :

من الطرق المعتمدة للحصول على التحليل المتعدد القياس (multiscale decomposition) باستخدام هرم لابلاس (Laplacian pyramid (LP)) الذي قدم من قبل Burt and Adelson . مرشح هرم لابلاس في كل مستوى يحلل الصورة (downsampled) ليعطى صورة واطئه التردد (Lowpass (a الصورة)) مقارنة بالصورة الأصلية (x) إضافة الى الاختلاف بين الصورة الأصلية والتنبؤ (prediction) (الصورة d) كما في الشكل (2)، والذي يؤدي إلى صورة ذات حزم مختارة (band pass)[7][8].

الشكل (2) يوضح عملية التحليل ، حيث H و G هي مرشحات واطئه التردد للتحليل (analysis) والتركيب (synthesis) على التوالي والرمز (↓M) يمثل اختزال الصورة من خلال إهمال

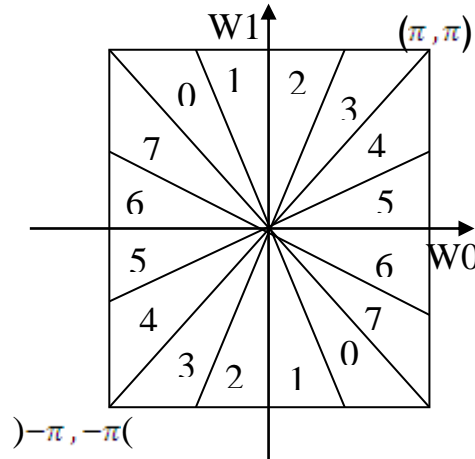
الأسطر (او الأعمدة) (الزوجية او الفردية) للصورة اما الرمز ($\uparrow M$) فيمثل إعادة تركيب الصورة من خلال إضافة أصفار الى الأعمدة (او الأسطر) (الزوجية او الفردية) للصورة المختزلة، والعملية التحليلية يمكن ان تكرر على الإشارة الناتجة للحصول على التحليل لأكثر من مستوى. هذه العملية تستمر إلى ان يتم الحصول على مجموعة الصور المرشحة للحد المطلوب [7].



الشكل (2) : هرم لابلاس (a) يمثل مستوى واحد لعملية التحليل حيث ان الناتج $a[n]$ الجزء الخشن و $d[n]$ تمثل الاختلاف بين الصورة الأصلية وصورة التنبؤ (b) يمثل إعادة التركيب لهرم لابلاس

6- مجموعة المرشحات الاتجاهية (DFB) Directional Filter Banks (DFB) :

قدم (Bamberger و Smith) في 1992 مجموعة المرشحات الاتجاهية ثنائية الأبعاد (DFB) والتي يمكن أن تكون أفضل مرشح لإعادة التركيب (reconstruction). إن مجموعة المرشحات الاتجاهية يمكن أن تحلل الصور إلى إعداد ثنائية في عدة اتجاهات. وينفذ بشكل كفوء عن طريق L من مستويات التحليل الذي يؤدي الى 2^L من الأجزاء مع تقسيم الترددات بشكل وتدي (wedge-shaped) كما في الشكل (3) [6][7][10].



الشكل (3) الشكل الوتدي (wedge-shaped) حيث يمثل الأقسام الترددات في المرشح الاتجاهي (ثمانية اتجاهات)

7- تحليلات الدقة المتعددة (Multiresolution analysis) :

تتكون تحليلات الدقة المتعددة من جزأين أساسيان هما التحليل ذو القياسات المتعددة (Multiscale) والتحليل ذو الاتجاهات المتعددة (Multiple Direction).

7.1 القياسات المتعددة (Multiscale) :

يمكن القول ان لهرم لابلاس يشابه ما موجود في التحويل المويجي , حيث ان هرم لابلاس في المرشح (PDFB) يستخدم مرشحات متعامدة وعملية الاختزال تكون بمقدار 2 في كل بعد (أي ان $M = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$) المستخدمة في الشكل (2) , وبهذا فأن مرشح (G) في (LP) يؤدي وظيفة عمل (scaling function) $\phi(t) \in L_2(R^2)$ كما في المعادلة التالية [6][7][9][10].

$$\phi(t) = 2 \sum_{n \in Z^2} g[n] \phi(2t - n) \quad \dots(1)$$

حيث ان:

$\phi(t)$: هي الدالة في المجال الزمني.

n : مقدار الإزاحة

z^2 : وحدة قياس .

بمعنى أن

$$\phi_{j,n} = 2^{-j} \phi\left(\frac{t-2^j n}{2^j}\right), \quad j \in Z, n \in Z^2 \quad \dots(2)$$

حيث ان $L_2(R) = \left\{ f: R \rightarrow C, \int_R |f(x)|^2 dx < \infty \right\}$

R : تمثل مجموعة الأعداد الحقيقية

C : تمثل مجموعة الأعداد المركبة .

ويمكن القول أيضا ان $\{\phi_{j,n}\}_{n \in Z^2}$ تكون ذات أساس متعامد لـ V_j للقياس 2^j . حيث ان $\{V_j\}_{j \in Z}$ يعطي سلسلة من الفضاءات الجزئية, ... $V_2 \subset V_1 \subset V_0 \subset V_{-1} \subset V_{-2}$...

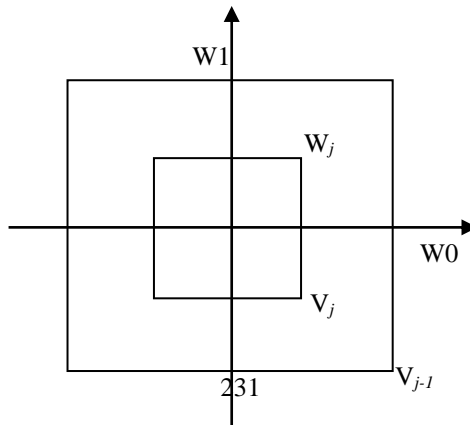
والتي تمتلك الخصائص التالية :

Shift invariance: $f(t) \in V_j \Leftrightarrow f(t - 2^j k) \in V_j, \forall j \in Z, k \in Z^2$

Scale invariance: $f(t) \in V_j \Leftrightarrow f(2^{-1}t) \in V_{j+1}, \forall j \in Z$

الشكل (4) يوضح ان W_j هي المجموعة الكاملة المتعامدة من V_j داخل V_{j-1} .

$$V_{j-1} = V_j \oplus W_j \quad \dots(3)$$



الشكل (4) فضاءات فرعية ذات مستويات متعددة مكونة بالمرشح الهرمي (Laplacian Pyramid)

7.2 اتجاهات المتعددة (Multiple Directions) :

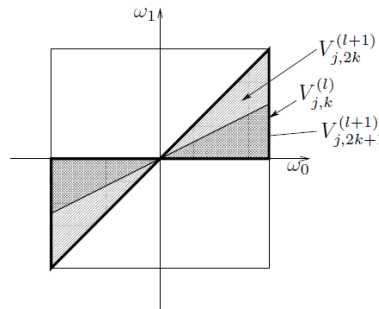
يمكن القول ان المرشح (DFB: Directional Filter Bank) في المرشح (PDFB) يستخدم مرشحات متعامدة . ولعمل L من المستويات ل DFB فانه :

$$\{d_k^{(l)}[n - S_k^{(l)}m]\}_{0 \leq k < 2^l, m \in \mathbb{Z}^2} \quad \dots(4)$$

حيث ان $D_k^{(l)}$ تمثل المرشحات الاتجاهية . فعندما 2^l , $\dots, 0 = -1k - 1$ فإنها تمثل الاتجاهات في $[-45^\circ, +45^\circ]$, وعندما $2^l - 1, \dots, -1 = K$ تمثل الاتجاهات في $[+45^\circ, +135^\circ]$.
و $S_k^{(l)}$: تمثل امتلاكها الأشكال القطرية التالية :

$$S_k^{(l)} = \begin{cases} \begin{bmatrix} 2^{l-1} & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} & 0 \leq k < 2^{l-1}, \text{ ("near horizontal" direction)} \\ \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2^{l-1} \end{bmatrix} & 2^{l-1} \leq k < 2^l \text{ ("near vertical" direction)} \end{cases}$$

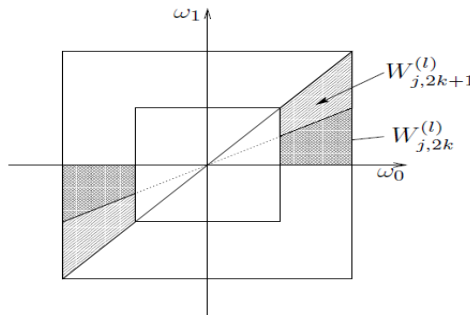
وبالرغم من ان في (PDFB) يستخدم مرشحات متعامدة فان المرشح (DFB) يطبق لفضاءات فروع ال W_{j+1} (صور الاختلاف $(d[n])$), وسوف يتم عرض تطبيق المرشح (DFB) الى فروع ال V_j متعددة الدقة. والشكل (5) يوضح قسامين لاتجاهين مختلفين بعد تطبيق (DFB) عليهما.



الشكل (5) فروع متعددة الاتجاهات مكونة بالمرشح (DFB)

اما بالنسبة للفروع W_j فإنه تكون بعد تطبيق المرشح (PDFB) في المجال الترددي كما في

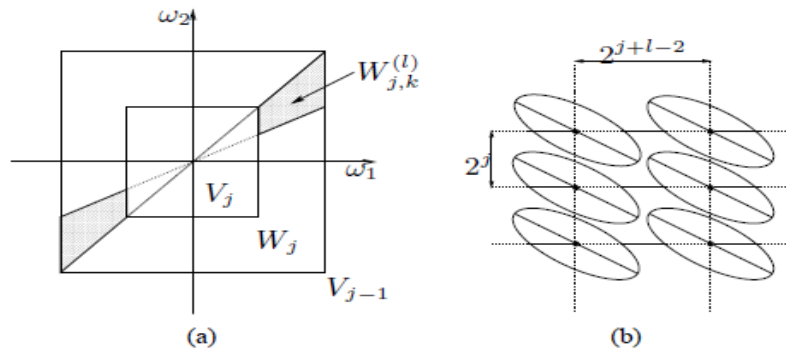
الشكل (6) .



الشكل (6) فروع متعددة الاتجاهات مكونة بالمرشح (PDFB)

7.3 متعدد القياس ومتعدد الاتجاه (Multiscale and Multidirection) :

هنا يتم دمج كلا المرشحين (LP) و (DFB) بالصيغة النهائية (PDFB) , حيث ان عدد الاتجاهات يتضاعف عند كل مستوى آخر أدق (Finer Scale), فعندما $\langle f, \phi_{L,n} \rangle$ وان الصورة $a_0[n]$ يعمل لها تجزئة بواسطة تحويلات الكنتورية لتعطي المعاملات $\{ a_j[n], j=1,2,\dots,j \text{ and } 0 \leq k \leq 2^j - 1$ كما في الشكل (7)[6][7][9][10].



الشكل (7)(a) متعدد القياس ومتعدد الاتجاه المكون بواسطة الكنتورليت .

(b) شبكة ضمنية للفضاء $W_{j,k}^l$

8- خوارزمية حد العتبة المقترحة :

فيما يأتي خطوات خوارزمية حد العتبة المعتمدة (انظر الشكل (8)):

1. التقاط الصورة X .
- 2- تعبير الصورة لتصبح ضمن الإبعاد القياسية التي تم اعتمادها خلال البحث حيث يتم معالجة الصورة بأبعاد [256, 256] .
- ب- تحويل الصورة الملونة الى صورة رمادية (Gray Level).
3. حساب معاملات الكنتورليت (Contourlet) للصورة. حيث تم اعتماد المستويات (3 , 4] = level) لمعالجة الصورة والذي اثبت إمكانية معالجة جيدة لما أعطاه من قيم عالية من SNR و PSNR و MSE بالإضافة إلى إعطائه أعلى معامل اقتراب وأعلى معامل بعد اقليدي.
4. يتم حساب الاستجابة النبضية للكنتورليت (Contourlet Impulse Response) وبنفس المستويات واستخدام نفس مرشحات الاتجاهية والهرمية للكنتورليت عن طريق إجراء التقاف رياضي مع نبضة ذات نقطة مضيئة بالمركز .

5. حساب الطاقة (energy) للاستجابة النبضية لكل مستوى بالمعادلة (5) :

For i = 1 to length of level used in contourlet transform

For j= 1 to 2^level(i)

$$\text{Eng}(i,j)=\sqrt{\sum \sum A\{i+1\}\{j\}.\text{conj}(A\{i+1\}\{j\})} \quad \dots(5)$$

End End;

حيث إن :

A: تمثل قيمة المعاملات الكنتورليت (يتم حفظ معاملات الكنتورليت على شكل cell of array).

وان (i , j) : تمثل مؤشرات الى احد المعاملات الصور الاتجاهية .

6. للصورة المتعرضة للضوضاء يتم حساب threshold1 لها .

7. يتم إعادة تكوين حد العتبة (threshold1) بالمعادلة (6) :

$$\text{Threshold}=1/2 (\text{threshold1}) * \text{eng}(k, l) \quad \dots(6)$$

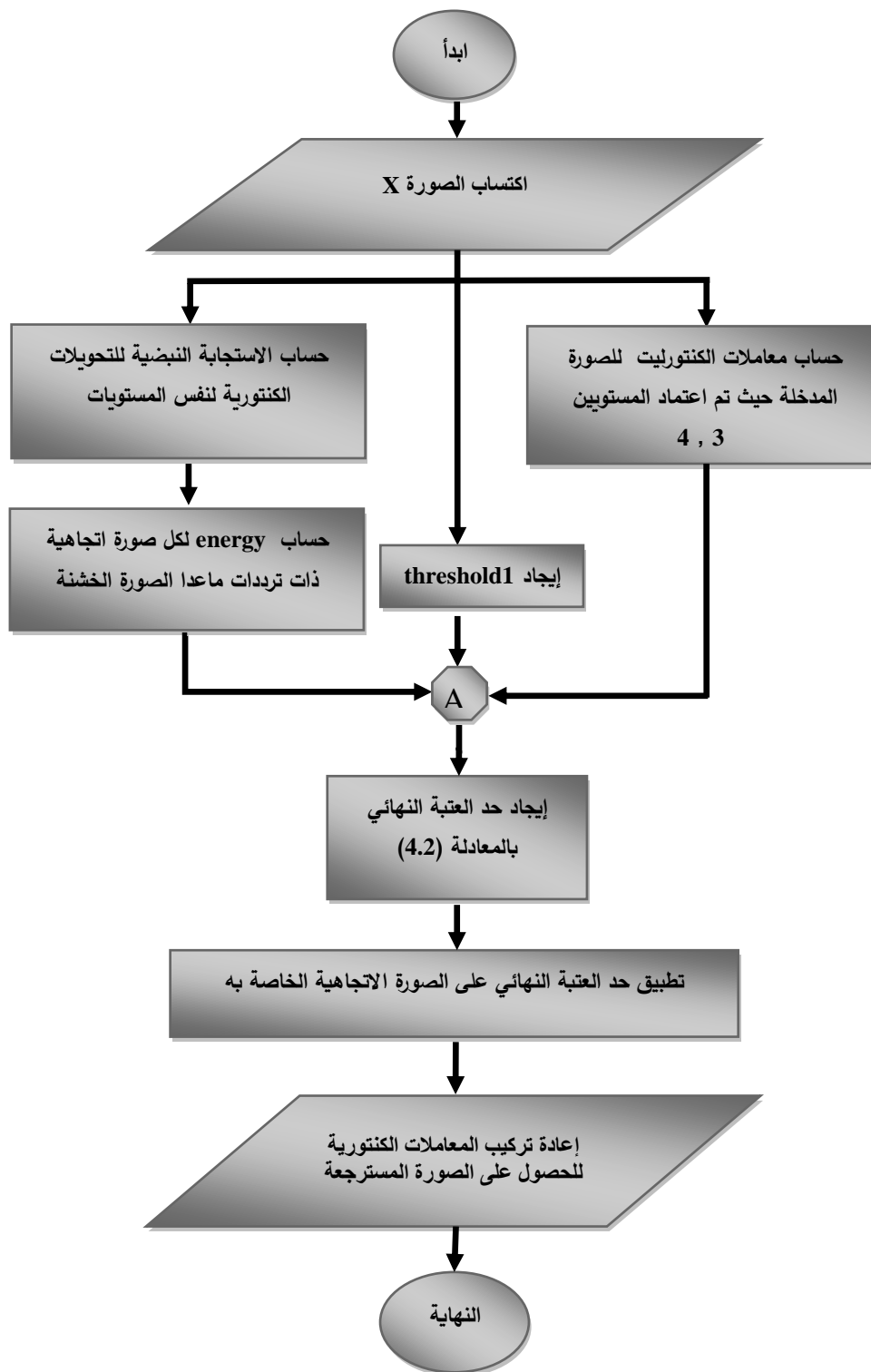
حيث ان المؤشرات k, l : تمثل مؤشر الى مصفوفة قيمة الطاقة لتلك الصورة الاتجاهية.

8. بعد تعريف كل صورة لحد العتبة يتم إعادة تركيب المعاملات الكنتورية التي تم استخدام حد العتبة

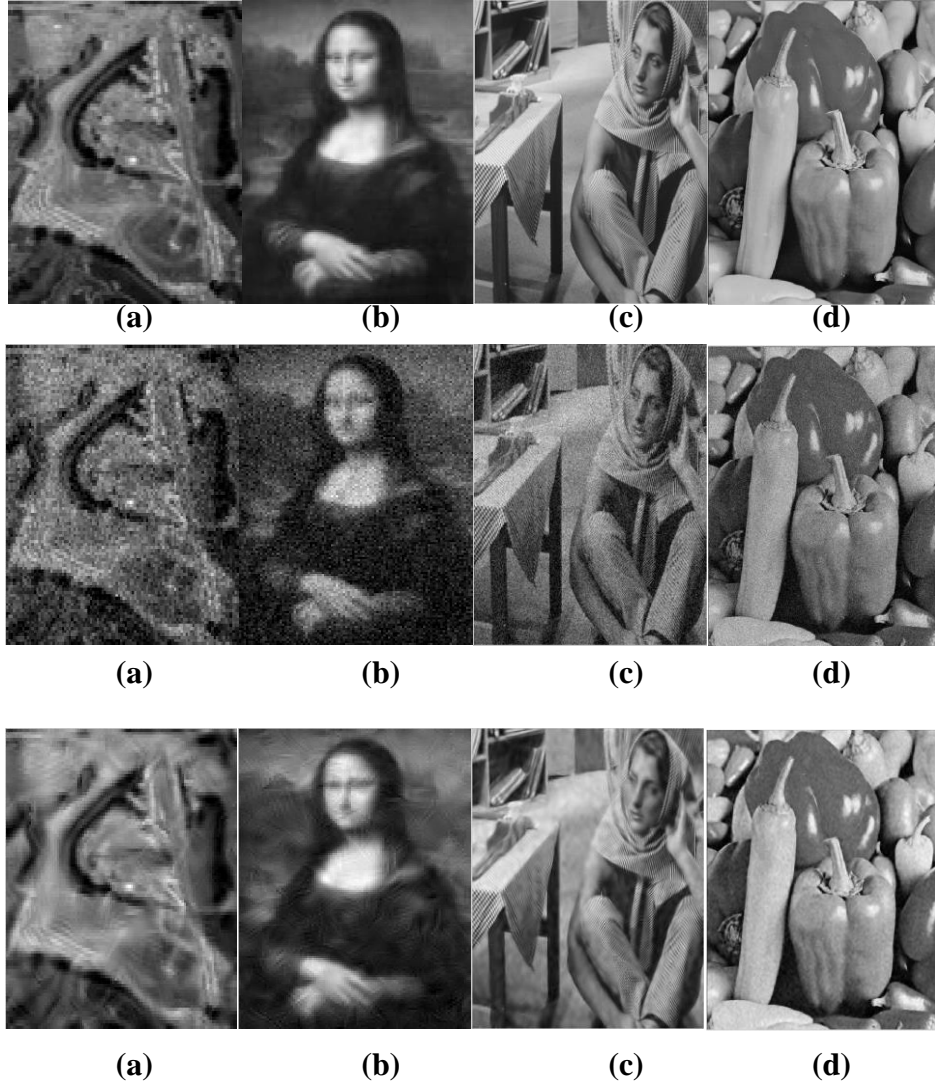
لإزالة الضوضاء مع الصورة الخشنة لتكوين الصورة المسترجعة.

9- النتائج

تمت دراسة علاقة الحجم مع مقدار المعاملات المذكورة آنفا". حيث يبين الشكل (9) مجموعة من الصور الناتجة من تعريفها لأنواع مختلفة من الضوضاء والصور المسترجعة لها بعد تطبيق خوارزمية حد العتبة على هذه الصور، حيث ان الصور المعروضة تمثل إجمام متنوعة للصور (100 × 100 و 140×99 و 256×256 و 512×512) والمرقمة (a , b , c , d) على التوالي والتي تمثل الصور الأصلية، اما الصور المرقمة (a1 , b1 , c1 , d1) فتمثل الصور المتعرضة لضوضاء (Additive White Gaussian Noise : AWGN)، والصور المرقمة (a2 , b2 , c2 , d2) تمثل الصورة المسترجعة للصور الأصلية بعد تطبيق الخوارزمية المقترحة التي تم ذكرها سابقا". كما ان الجدول (1) يبين قيم المعاملات التي تحدد مدى اقتراب الصورة المسترجعة من الصورة الأصلية.



الشكل (8) المخطط الانسيابي لخوارزمية حد العتبة



الشكل (9) يمثل استرجاع بعض الصور المتنوعة المتعرضة لضوضاء AWGN

من خلال الجدول (1) والشكل (9) الذي يبين ان الخوارزمية المقترحة تحتفظ باستقرارية عالية عند تغيير الحجم مع ضوضاء مكتسبه الى الصورة من خلال الوسط الناقل (حيث تم اعتماد نفس المعاملات المولدة لضوضاء AWGN) . حيث اظهر الشكل (10) ان معامل الارتباط متقارب جدا" يمكن ان يوضح الفرق الطفيف من خلال المقاييس (SNR , PSNR , MSE) والتي يتبين بشكل واضح ان تتأرجح حول محور مستقر تقريبا".

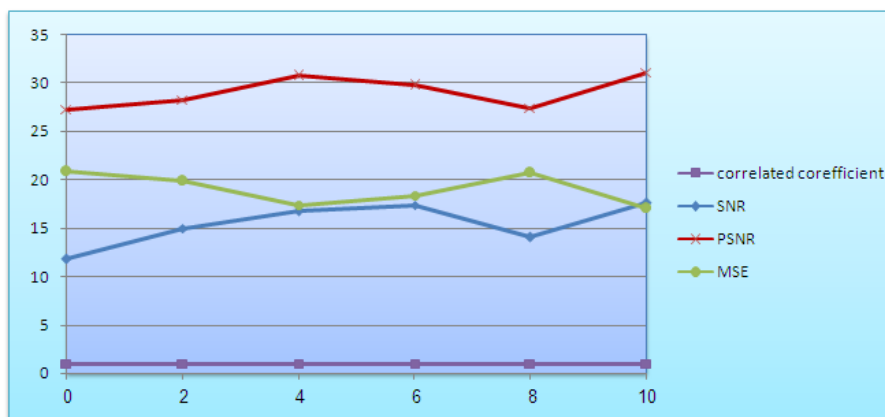
كذلك يمكن ملاحظة الجدول (1) الذي يقدم استقرارية الخوارزمية عند اعتماد حجم قياسي لأجل استرجاع الصور عند اختلاف أحجامها .

الجدول (1) علاقة حجم الصورة مع تأثير الضوضاء عليها باستخدام (MSE , PSNR ,SNR ,correlation coefficient)

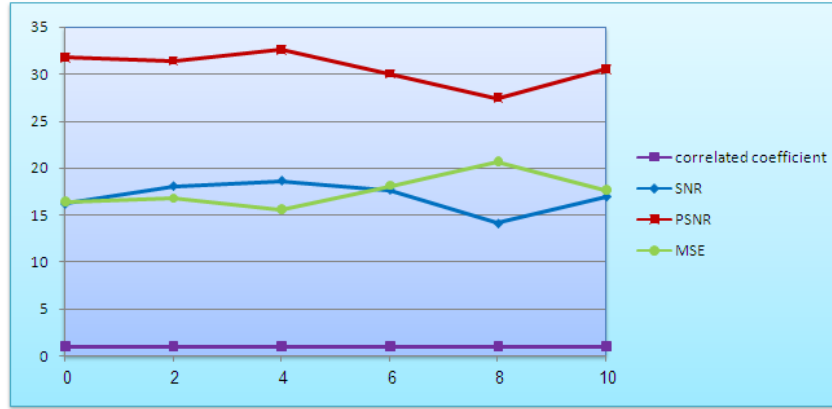
Image dimension	correlation coefficient		SNR		PSNR		MSE	
	Real Size	Work Size	Real Size	Work Size	Real Size	Work Size	Real Size	Work Size
100×100	0,9661	0,9879	11,7573	16,1618	27,2886	31,7666	20,8422	16,3642
128×128	0,984	0,9921	14,9746	18,024	28,2912	31,4026	19,8396	16,7282
99×140	0,9895	0,9932	16,7529	18,5908	30,7666	32,6107	17,3642	15,5201
302×231	0,9908	0,9914	17,3761	17,6432	29,7363	30,0275	18,3945	18,1033
256×256	0,9804	0,9804	14,0942	14,0983	27,4321	27,4362	20,6987	20,6946
512×512	0,9912	0,9898	17,5751	16,9261	31,0779	30,515	17,0529	17,6158

10- إزالة تأثير الضوضاء من الصور:

في هذه الخطوة تم تطبيق خوارزمية حد العتبة المقترحة على مجموعة من الصور بعد تعريضها لأنواع متعدد من الضوضاء كما في الشكل (11) ,حيث ان الصور (a) تمثل الصورة الأصلية اما الصور (b , c , d , e) تمثل الصور بعد تعريضها لأنواع من الضوضاء والصور (f , g , h , I) تمثل الصور المسترجعة, كما تم قياس قيم المعاملات المذكورة سابقا" لتحديد مدى كفاءة الاسترجاع عند تعريض الصورة لأنواع مختلفة من الضوضاء كما في الجدول (2) والإشكال (12)(13)(14) يمثل رسما" بيانيا" لقيم المعاملات الناتجة من مقارنة الصورة المسترجعة مع الصورة الأصلية لمعرفة مدى قابلية الاسترجاع لخوارزمية حد العتبة المقترحة في البحث .



(أ)

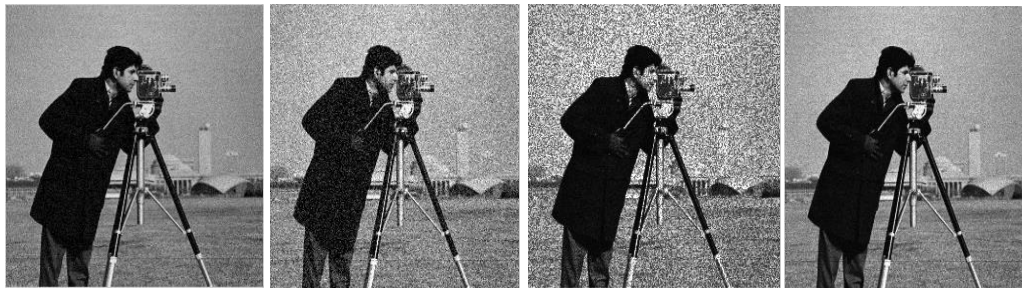


(ب)

الشكل (10) العلاقة بين حجم الصور واسترجاعها
أ- يمثل رسماً للمعاملات المذكورة بالجدول (1) للصور بالحجم الطبيعي
ب- يمثل رسماً بياني للمعاملات المذكورة بالجدول (1) للصور بالحجم المستخدم بالطريقة المقترحة



(a)



(b) AWGN noise (10 db)

(c) Gaussian noise
(μ 0.02, σ 0.01)

(d) speckle variance
(0.01) σ

(e) Poisson noise



(g)

(h)

(i)

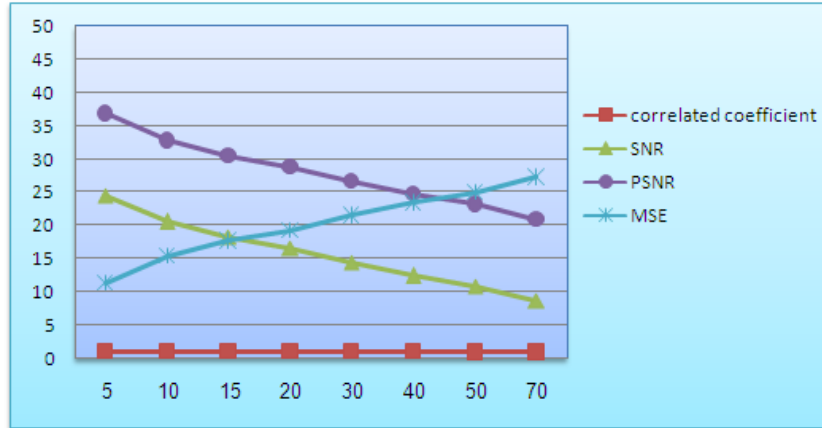
(j)

الشكل (12) بعض الصور المتعرضة لأنواع من الضوضاء

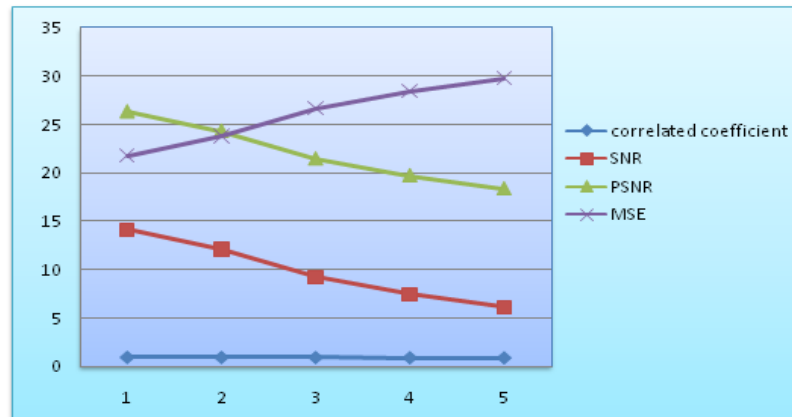
الجدول (2) يمثل قيم المعاملات (MSE , PSNR ,SNR ,correlation coefficient) ما بين الصورة الأصلية و الصور المسترجعة

noise type		correlation coefficient	SNR	PSNR	MSE	MSREAL
AWGN	5	0.9982	24.5572	36.7925	11.3384	13.6093
	10	0.9956	20.5344	32.7697	15.3611	34.3644
	15	0.9925	18.2376	30.4729	17.6579	58.316
	20	0.9891	16.6286	28.8639	19.2669	84.4672
	30	0.9816	14.3739	26.6092	21.5216	141.9576
	40	0.9714	12.4424	24.6777	23.4531	221.469
	50	0.9599	10.9205	23.1558	24.975	314.4161
	70	0.9331	8.6612	20.8965	27.2343	528.9679
gussian noise	0.02 0.01	0.9849	14.1192	26.3545	21.7763	150.533
	0.02 0.02	0.9749	12.1229	24.3582	23.7726	238.3735
	0.04 0.04	0.9575	9.241	21.4763	26.6545	462.8567
	0.06 0.06	0.9433	7.5118	19.7471	28.3837	689.246
	0.08 0.08	0.9275	6.1537	18.389	29.7418	942.2903
speckle	0.01	0.9922	18.0594	30.2947	17.8361	60.7586
	0.02	0.9857	15.4542	27.6895	20.4413	110.6947
	0.04	0.9731	12.6614	24.8967	23.2341	210.5751
	0.06	0.96	10.911	23.1463	24.9845	315.1014
	0.08	0.9486	9.7988	22.0341	26.0967	407.0748

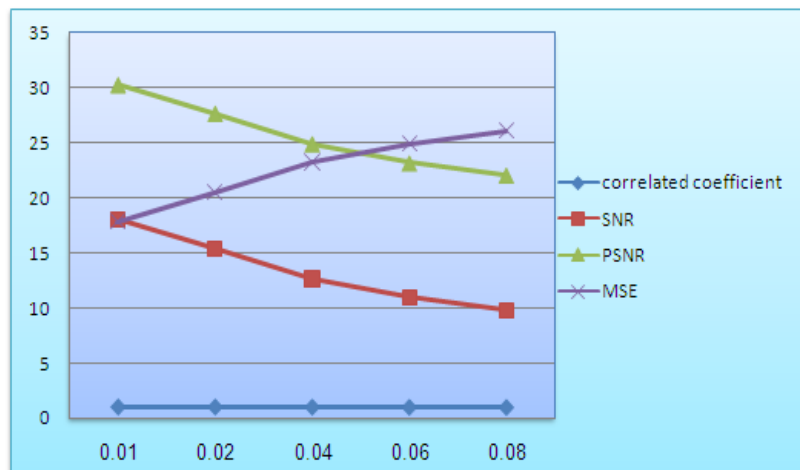
Poisson	-	0.9947	19.7353	31.9706	16.1602	41.3066
---------	---	--------	---------	---------	---------	---------



الشكل (12) قيم المعاملات (correlation coefficient و SNR و MSE و PSNR) ما بين الصور المسترجعة والصورة الأصلية لصورة "cameraman" عن إزالة تأثير ضوضاء AWGN



الشكل (13) قيم المعاملات (correlation coefficient و SNR و MSE و PSNR) ما بين الصور المسترجعة والصورة الأصلية لصورة "cameraman" عن إزالة تأثير ضوضاء Gaussian noise



الشكل (14) قيم المعاملات (correlation coefficient و SNR و MSE و PSNR) ما بين الصور المسترجعة والصورة الأصلية لصورة "cameraman" عن إزالة تأثير ضوضاء Speckle noise

الجدول (2) والذي تم توضيحه في الإشكال (12)(13)(14) يبين التصرف الطبيعي للخوارزمية المقترحة والتي تم تطبيقها عمليا , حيث ان مقدار التقارب بين أصل الصورة والصورة المسترجعة يبتعد بصورة طردية مع ازدياد مقدار الضوضاء المكتسبة الى الصورة. ولكن هذا الابتعاد ليس عاليا" مما يدعم كون الصورة المسترجعة أكثر قريبا" الى أصل الصورة.

11- الاستنتاجات :

ان اعتماد خوارزمية حد ألعته لإزالة الضوضاء بأنواع مختلفة وعلى أحجام مختلفة من الصور يوفر استقرارية عالية في الاسترجاع, حيث اعتمد من قبل الكثير من الباحثين مع الصور الطبيعية او الصور الجوية والتي يمكن ان تتعرض لأنواع مختلفة ومتعددة من الضوضاء . وعند اعتمادها في الاسترجاع لأنواع مختلفة من الضوضاء (AWGN, Gaussian noise, Speckle noise, Poisson noise) أعطت استقرارية وتأثير عكسي بين كمية الضوضاء المكتسبة الى الصورة ومقدار الارتباط , أي ان مقدار الاختلاف يزداد طرديا" مع كمية الضوضاء المضافة. علما" ان مقدار الاختلاف ليس بالمقدار العالي مما يدعم قلة تأثيرها بكمية الضوضاء المضافة.

12- الأعمال المستقبلية :

إمكانية اعتماد الشبكات العصبية كمييار لقياس مدى التقارب بين الصورة المسترجعة مع أصل الصورة. وإمكانية اعتماد التحويلات الكنتورية لأجل معالجة الضوضاء في كافة المعاملات وإمكانية تقديم مقترح باختزال المعاملات ذات التأثيرات الواطئة على عملية إزالة الضوضاء من الصورة.

المصادر

- [1]. Alope Datta,2009.Removal of Random Valued Impulsive Noise, Master thesis, Computer Science and Engineering National Institute of Technology Rourkela.
- [2]. Stanley J. Reeves,1990.A Cross-Validation Approach to Image Restoration and Blur Identification. Ph.D thesis in Electrical Engineering, Georgia Institute of Technology.
- [3]. Bing Song, 2003.Topics in Variational PDE Image Segmentation, Inpainting and Denoising, thesis Ph.D. University of California, Los Angeles.
- [4]. Fabrizio Russo,2003.A Method for Estimation and Filtering of Gaussian Noise in Images, IEEE TRANSACTIONS ON INSTRUMENTATION AND MEASUREMENT, VOL. 52, NO. 4.
- [5]. Duncan D.-Y. Po and M. N. Do,2006.Directionl Multiscale Modeling of Images using the Contourlet Transform. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 15, no. 6, pp. 1610-1620.
- [6]. Minh N. Do, and M. Vetterli,2005.The Contourlet Transform: An Efficient Directional Multiresolution Image Representation.IEEE Trans. Image Process., vol. 14, no. 12, pp. 2091–2106.
- [7]. Minh N. Do and M.Vetterli,2003. contourlets. in Beyond Wavelets, G. V.Welland, Ed. Amsterdam, The Netherlands: Academic, ch. 4,pp. 83–105.
- [8]. Minh N. Do and M. Vetterli ,2003.Framing Pyramids. IEEE Trans. Signal Process., vol. 51, no. 9, pp. 2329–2342.
- [9]. Minh N. Do and M.Vetterli,2002.Contourlets:A Directional Multiresolution Image Representation, Proc. of IEEE International Conference on Image Processing (ICIP).
- [10]. Minh N. Do, 2001.Directionl Multiresolution Image Representations, Ph.D. Thesis, Department of Communication Systems, Swiss Federal Institute of Technology Lausanne.