المجلة العراقية للعلوم الاحصائية (16) 2009
ص ص [73– 94]

تقدير معلمة توزيع جبس العشوائي المستخدم في معالجة الصورة

بان احمد حسن متراس*   كافي دنو بتي**

الملخص

تم في هذا البحث تقدير المعلمة لتوزيع جبس العشوائي باستخدام دوال طاقة مختلفة. الأولى، نحصل عليها بأضافة ضوضاء للصورة ثم استعادتها بإحد المرشحات. والثانية، بإجراء انحلال للصورة ثم استعادتها إلى الشكل الأصلي أو القريب من الأصلي. أما الخوارزمية الثالثة والتي فيها دالة الطاقة فتعتمد على المعدل والانحراف القياسي.

وتم اقتراح خوارزميتين لاستعادة الصورة أولهما تعتمد على التوزيع الطبيعي، والثانية تعتمد على توزيع بواسون بالاستعانة بالمعلمة المقدرة. وقد استخدم نظام Matlab (7.0) في كتابة برامج الخوارزميات.

Estimation of Parameter for Gibbs Random Distribution which is used in Image Processing

Abstract

In this research, the parameter was estimated for Gibbs random distribution using different energy functions. We get the first algorithm by adding noise to the image and restore it by filters. We obtain the second algorithm by degradation of the image and restore it to the original image or close to it. The third algorithm has energy function which depends on the mean and standard deviation.

---

* استاذ مساعد/ جامعة الموصل / كلية علوم الحاسبات والرياضيات/ قسم الاحصاء والمعلوماتية
** مدرس مساعد/ جامعة دهوك/ كلية العلوم/ قسم الحاسبات

تاريخ التسلم :2008/7/13 ——————— تاريخ القبول : 22 /10 /2008

Two algorithms have been suggested to image restoration, The first depends, on the normal distribution and the second depends on the Poisson distribution by using the estimate parameter. Matlab Package version (7.0) was used for writing the programs of the algorithms.

Keywords: Image Processing, Gibbs Distribution, Markov Random Field

1. مقدمة Introduction :

يعد الإحصاء من العلوم المهمة، فقد دخل مجالات الحياة المتعددة والمتنوعة، وهو علم قائم بذاته، وأخذ مكانته بين العلوم المختلفة، إذ تطور كباقي العلوم الأخرى. ونظراً لهذه الأهمية. فقد اهتم به العديد من الباحثين وقاموا بدراسته وتطويره بمرور الزمن [1] [4].

لاشك في أن لنظرية التقدير أهمية كبيرة في التطبيقات العملية، إذ أنها توفر قواعد يتم بموجبها تقدير معلمات مجهولة لظاهرة معينة في الواقع العملي ولمختلف المجالات [5].

إن معظم الباحثين في مجال الترشيح للصور الرقمية قاموا باستخدام الأساليب الإحصائية في معالجة التشوه الحاصل في الصور الرقمية نتيجة الضوضاء العشوائية تحديداً وهو ما يتطلب استخدام أساليب علمية متطورة ومنها أسلوب بيز Bayes Approach.

وتجدر الإشارة إلى ان أسلوب بيز أخذ بالانتشار انتشارا واسعا في مجال المعالجة الصورية وبالأخص بعد ثورة الاتصالات الهائلة والتطور السريع في مجال علم الحاسوب في الأعوام 1987 وما تلاها [2].

الهدف من معالجة الصور هو إمكانية تثبيت نوعية الصور الحقيقية. مثال ذلك حذف الضوضاء الموجودة فيها أو تقليل التشويش الذي يعود إلى عدسة الكاميرا. لذا فإن الهدف هو تثبيت بعض التراكيب التي تهتم بالصورة على سبيل المثال مساعدة مثل هذه التراكيب الإدراك البصري. فتحسين الصورة في كلتا

الحالتين ينجز بشكل طبيعي بواسطة بعض أنواع المرشحات التـي طبقـت علـى الصورة المشوشة (التي أضيف اليها نوع من أنواع الضوضاء) [8] [10].

لذلك اتجه بعض الباحثين إلى استخدام بعض الأساليب الإحـصائية ومنهـا نظرية العمليات التصادفية. إن التطبيقات والمسائل التي تعالجها تلك العمليات هـي وليدة اهتمام الإنسان بالجانب العشوائي الذي يقع خارج نطاق سيطرته ومحاولتـه المستمرة والحثيثة بأتجاه تقليص تأثير هذا الجانب وجعله أقل ما يمكن في تقديرات النماذج التي تمثل المشكلة قيد اهتمامه والتنبؤات التي نتحصل منها عليها. ومن هذه النماذج نماذج حقول ماركوف العشوائية والتي استخدمت فـي معالجـة الـصور كتحسين للصورة وتجزئتها واستعادتها [3] [7].

إن المعلمات parameters تؤدي دوراً مهماً في تقدير الـصور باسـتخدام أسلوب بيز، الأهمية الخاصة لتوزيع جبس السابق تكمن في معلمته. وهنا تعـد أن لدينا تقدير الامكان الأعظم للمعلمة من بيانات غير كاملة، بعبارة أخرى، المـسائل في أية صورة والتي ترسم من توزيع جبس السابق يمكن مشاهدتها بـشكل غيـر مباشر من خلال بعض معالجات الانحلال أو التشويش. ان تقريبات مقدر الامكان الأعظم تحتسب معاً لتقدير صورة اللاحق الأعظم (Maximum A Posteriori) (MAP).

إذ قدم [Zhou وآخرون في عام 1997] [11] نمـوذج حقـل مـاركوف العشوائي (Markov Random Field Model) المتجانس للـصورة X الـذي يتمثل بتوزيع جبس Gibbs Distribution بالصيغة الآتية:

$$P(X|\beta)=\frac{1}{Z(\beta)}\exp\{-\beta\, U(X)\} \qquad (1)$$

إذ أن $Z(\beta)$ تمثل الدالة المجـزأة وتعـرف بثابـت التعـديل Normalizing Constant وكالآتي:

$$Z(\beta)=\int_X \exp\{-\beta\, U(X)\}\, dx \qquad (2)$$

و β تمثل المعلمة الزائدة الشاملة (Global parameter) و U(X) تمثـل دالـة طاقة توزيع جبس (Gibbs Energy Funtion) وتعرف بـالشكل الآتي:

$$U(X) = \sum_{i=1}^{8}\sum_{j=1}^{8} K_{ij}\ V(x_i\ ,\ x_j) \qquad (3)$$

إذ قاموا بفرض إن الدالة المجزأة Z تعتمد على المعلمة β. وتعـد دالـة الطاقـة لتوزيع Gibbs هو لتمثيل الأزواج المرتبة من الرتبـة الثانيـة (لأقـرب ثمانيـة جوارات للوحدة الصورية Pixel). كما في المعادلة (3) والمـصفوفة K_{ij} التـي صفوفها وأعمدتها تساوي واحدا والعناصر القطرية تساوي $\frac{1}{\sqrt{2}}$، ثم تحـدد هيـأة حقـــل مـــاركوف العـــشوائي MRF بهـــذا الـشكل $P(x_i|\ x_j\ ,\forall\ j \neq i)=P(x_i|x_j,\ j \in N_i)$.

إذ استخدموا الدوال المحتملة الخاصة $V(x_i,x_j)$ في بحثهم والتي مثلت بالدوال الآتية.

الدالة التربيعية : Quadratic Function

الدالة المركزة : Huber Function

الدالة اللوغاريتمية التربيعية : Log-quadratic

الدالة التربيعية المشبعة (المتممة) Saturated-quadratic

إذن تقدير المعلمة لدالة الامكان الأعظم من البيانات غير الكاملة (y) كالآتي:

$$P(y\,|\,\beta) = \int_x P(y,x\,|\,\beta)dx$$

$$= \int_x P(y\,|\,x)P(x\,|\,\beta)dx \qquad (4)$$

وبما أن :

$$P(x\,|\,\beta) = \frac{1}{Z(\beta)}\exp\{-\beta U(X)\}$$

إذن نحصل على:

$$P(y|\beta)=\frac{\int\limits_x \exp\{\ln P(y|x)-\beta U(X)\}dx}{\int\limits_x \exp\{-\beta U(X)\}dx}$$

$$=\frac{Z(y,\beta)}{Z(\beta)} \qquad (5)$$

إذ أن

$$Z(y,\beta)=\int\limits_x \exp\{\ln P(y|x)-\beta U(X)\}dx \qquad (6)$$

هي دالة مجزأة للكثافة اللاحقة، $P(x|y,\beta)$ وهكذا فان

$$\ln P(y|\beta)=\ln Z(y,\beta)-\ln Z(\beta) \qquad (7)$$

وتقدير المعلمة باستخدام طريقة الامكان الأعظم هو حل المعادلة الآتية:

$$\frac{\partial \ln p(y\mid\beta)}{\partial\beta}=\frac{\partial}{\partial\beta}\left[\ln\int\limits_x \exp\{\ln p(y\mid x)-\beta u(x)\}dx-\frac{\partial}{\partial\beta}\ln\int\limits_x \exp[\beta u(x)]\right]dx \qquad (8)$$

$$=\frac{-\int\limits_x u(x)\exp\{\ln p(y\mid x)-\beta u(x)\}dx}{\int\limits_x \exp\{\ln p(y\mid x)-\beta u(x)\}dx}-\frac{\int\limits_x -u(x)e^{-\beta u(x)}dx}{\int\limits_x e^{-\beta u(x)}dx}$$

$$E[u(x)\mid y,\beta]=E[u(x)\mid\beta]=0 \qquad (9)$$

إذن:

$$0=\frac{\partial \ln P(y|\beta)}{\partial\beta}\leftrightarrow\frac{\partial \ln Z(y,\beta)}{\partial\beta}=\frac{\partial \ln Z(\beta)}{\partial\beta} \qquad \frac{\partial \ln Z(\beta)}{\partial\beta}=$$

$$\frac{-\int\limits_x U(X)\exp\{-\beta U(X)\}dx}{\int\limits_x \exp\{-\beta U(X)\}dx}=-E[U(X)|\beta] \qquad (10)$$

$$\frac{\partial \ln Z(y,\beta)}{\partial\beta}=\frac{-\int\limits_x U(X)\exp\{\ln P(y|x)-\beta U(X)\}dx}{\int\limits_x \exp\{\ln P(y|x)-\beta U(X)\}dx}=-E[U(X)|y,\beta] \qquad (11)$$

إذ أن: $E[U(X)|y,\beta]$ و $E[U(X)|\beta]$ يشيران إلــى ان التوقــع لــه علاقــة بالكثافات السابقة واللاحقة، على التوالي. وان المعادلات السابقة من (8) إلى (10) هي تقدير الامكان الأعظم للمعلمة β من بيانات y ويمثل الحل لمعادلــة الامكــان الآتية:

$$E[U(X)|y,\beta]=E[U(X)|\beta] \qquad (12)$$

2. تقدير المعلمة باستخدام دوال طاقة مختلفة لتوزيع جبس العشوائي

Parameter Estimation by Using Different Energy Functions for Random Gibbs Distribution

في هذا البحث تم استحداث دوال طاقة مختلفة لاستخدامها في توزيع جبس للصور ضمن نماذج حقول ماركوف العشوائية. وتضمنت ثلاث دوال طاقــة على شكل ثلاثة محاور.

1- دالة الطاقة $U_1(X)=\sum_{i=1}^{8}\sum_{j=1}^{8}K_{ij}V_1(x_i,x_j)$

إذ أن $V_1(x_i,x_j)$ مثلت بإجراء بعض الضوضاء للصورة الأصلية. بعد ذلك تمت معالجة هذه الضوضاء باستخدام بعض المرشحات للتخلص من تأثير بعــض أنواع الضوضاء المضافة الى الصورة الأصلية. وقد قمنا بإضــافة نــوعين مــن الضوضاء إلى الصورة الأصلية وهما:-

1. ضوضاء نوع كاوس (الضوضاء الأبيض) Gaussian Noise
2. ضوضاء نوع بواسون Poisson Noise

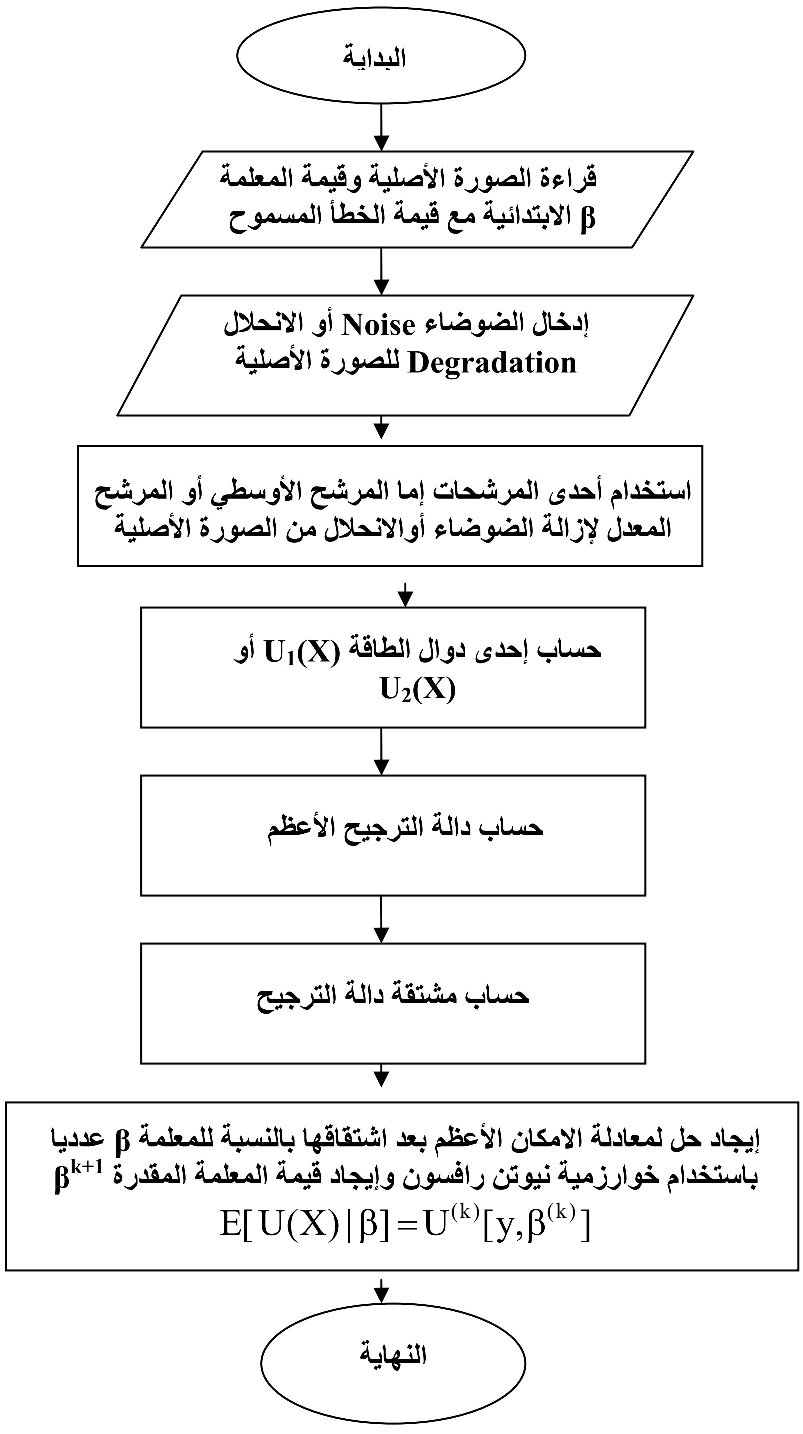
بعد إضافتنا هذين النوعين من الضوضاء قمنا بعملية الترشيح أي إزالة الضوضاء عن الصورة باستخدام نوعين من المرشحات وهما:- [Herniter, 2001]

1. مرشح المعدل Averaging Filter 2. مرشح الوســيط Median Filter

الخوارزمية المقترحة الأولى لتقدير المعلمة β لتوزيع جبس:

The First Suggested Algorithm Parameter Estimation β for Gibbs Random Distribution

يمثل الشكل (1) المخطط الانسيابي للخوارزمية الأولى المقترحة.



الشكل (1) يمثل المخطط الانسيابي لتقدير المعلمة الزائدة β لتوزيع جبس باستخدام دالة الطاقة $U_1(X)$ أو $U_2(X)$

والجدولان (1) و (2) يوضحان تقدير المعلمة β باستخدام دالة الطاقـة $U_1(X)$ لنوع من الصور الرمادية (صورة القمر) واستخدام نوعين من الضوضاء قـد تـم ذكرهما سابقاً.

الجدول (1) يمثل قيمة المعلمة الزائدة المقدرة لتوزيع جبس باستخدام الضوضاء

للصورة من نوع **كاوسيان** (صورة القمر)

الزمن (بالثواني)	**عدد التكرارات N**	**المقدرة β**	**الابتدائية β**
2.8438	14	0.4701	0.1
2.0469	10	0.4644	0.2
1.5156	7	0.4850	0.3
0.7031	3	0.4793	0.4
3.0781	15	0.4865	0.09

من خلال الجدول أعلاه تبين أن أفضل قيمة للمعلمة الزائدة β تساوي (0.4793) والتي حصلنا عليها بأقل زمن وأقل تكرار.

الجدول (2) يمثل قيمة المعلمة الزائدة المقدرة لتوزيع جبس باستخدام الضوضاء للصورة من نوع بواسون (صورة القمر)

الزمن (بالثواني)	عدد التكرارات N	المقدرة β	الابتدائية β
2.6250	14	11.0210	0.3
2.7188	14	11.1210	0.4
2.7031	14	11.3210	0.6
2.7500	15	11.4928	0.006
2.6563	14	10.8110	0.09

من خلال الجدول أعلاه تبين أن أفضل قيمة للمعلمة الزائدة β تساوي (11.0210) والتي حصلنا عليها بأقل زمن وأقل تكرار.

2- دالة الطاقة $U_2(X) = \sum_{i=1}^{8}\sum_{j=1}^{8} K_{ij} V_2(x_i, x_j)$

$V_2(x_i, x_j)$ مثلات بإجراء الانحلال Degradation للصورة بعد ذلك تتم معالجتها باستخدام احد المرشحات وقبل ان نتطرق إلى خطوات الخوارزمية الثانيـة يجـب توضيح مفهوم الانحلال للصورة وكالآتي:

الانحلال Degradation : [9]

Degradation يعني انحلالا أو تشويها للصورة والذي يمكن وصـفه بالمعادلـة الآتية:

$$Y=AX+n \qquad (13)$$

إذ أن Y : تمثل الصورة المنحلة.

A: تمثل مصفوفة خضعت لعملية التـشويش Distoration Operator، أيـضا نسميها دالة انتشار النقطة Point Spread Function (PSF)، والتي من خلالهـا نحصل على التشويه للصورة وهذه الدالة، تخلق التشويه عنـدما تجـري عمليـة الالتفاف Convolution للصورة.

X : تمثل الصورة الحقيقية الأصلية. n : يمثل مصفوفة الضوضاء المضافة.

LEN وTHETA يستخدمان في انحلال (Degradation) للصورة عندما نحرك الصورة ونلفها إذ أن LEN تمثل طول نقاط الشاشة غير الواضـحة و THETA تمثل الزاوية غير الواضحة بالدرجات.

الخوارزمية المقترحة الثانية لتقدير المعلمة الزائدة β لتوزيع جبس:

The Second Suggested Algorithm Hyperparameter Estimation β for Gibbs Random Distribution

و الشكل (1) يمثل أيضاً المخطط الانسيابي للخوارزمية الثانية المقترحة.

والجدولان (3) -(4) يوضحان تقدير المعلمة الزائدة β باسـتخدام دالـة الطاقـة $U_2(X)$ للصورة الرمادية (صورة قطعة النقود) باستخدام دالة الانحلال للصورة بأطوال وزوايا مختلفة.

الجدول (3) يمثل قيمة المعلمة الزائدة المقدرة لتوزيع جبس باستخدام دالة الانحلال Degradation للصورة عندما LEN=10 وTHETA=45 (صورة قطعة النقود)

الزمن (بالثواني)	عدد التكرارات N	المقدرة β	الابتدائية β
15.8281	19	0.0069	0.001
17.4531	21	0.0068	0.0003
7.6719	9	0.0068	0.004
2.7656	3	0.0069	0.006
15.8125	19	0.0068	0.0009

من خلال الجدول أعلاه تبين أن أفضل قيمة للمعلمة الزائدة β تساوي (0.0069) والتي حصلنا عليها بأقل زمن وأقل تكرار وباستخدام دالة الانحلال بطول (10) وزاوية (45).

الجدول (4) يمثل المعلمة الزائدة المقدرة لتوزيع جبس باستخدام دالة الانحلال Degradation للصورة عندما LEN=31 وTHETA=11 (صورة قطعة النقود)

الزمن (بالثواني)	عدد التكرارات N	المقدرة β	الابتدائية β
14.8125	19	0.0067	0.001
16.1406	21	0.0066	0.0003
16.2500	21	0.0067	0.0004
1.7656	2	0.0066	0.006
14.5938	19	0.0066	0.0009

من خلال الجدول أعلاه تبين أن أفضل قيمة للمعلمة الزائدة β تساوي (0.066) والتي حصلنا عليها بأقل زمن وأقل تكرار وباستخدام دالة الانحلال بطول (31) وزاوية (11).

3- دالة الطاقة $U_3(X)=\sum_{i=1}^{8}\sum_{j=1}^{8}K_{ij}V_3(x_i,x_j)$

الخوارزمية المقترحة الثالثة لتقدير المعلمة الزائدة β لتوزيع جبس:

The Third Suggested Algorithm Hyperparameter Estimation β for Gibbs Random Distribution

يمكن تعريف $V_3(x_i,x_j)$ والتي تساوي

$$V(x_i,x_j)=\sum_{i=1}^{8}\sum_{j=1}^{8}S_1(X)+\sum_{i=1}^{8}\sum_{j=1}^{8}S_2(X_i,X_j)+\sum_{i=1}^{8}\sum_{j=1}^{8}S_3(X_i,X_j)$$

(15)

إذ أن $S_1(X)$: تمثل قيمة المعدل إذا تساوت i و j و سالب المعدل غير ذلك.

$S_2(x_i,x_j)$: تمثل مصفوفة وتحسب كالآتي

إذا كانت صفوفها = أعمدتها عندئذ نضع قيمة

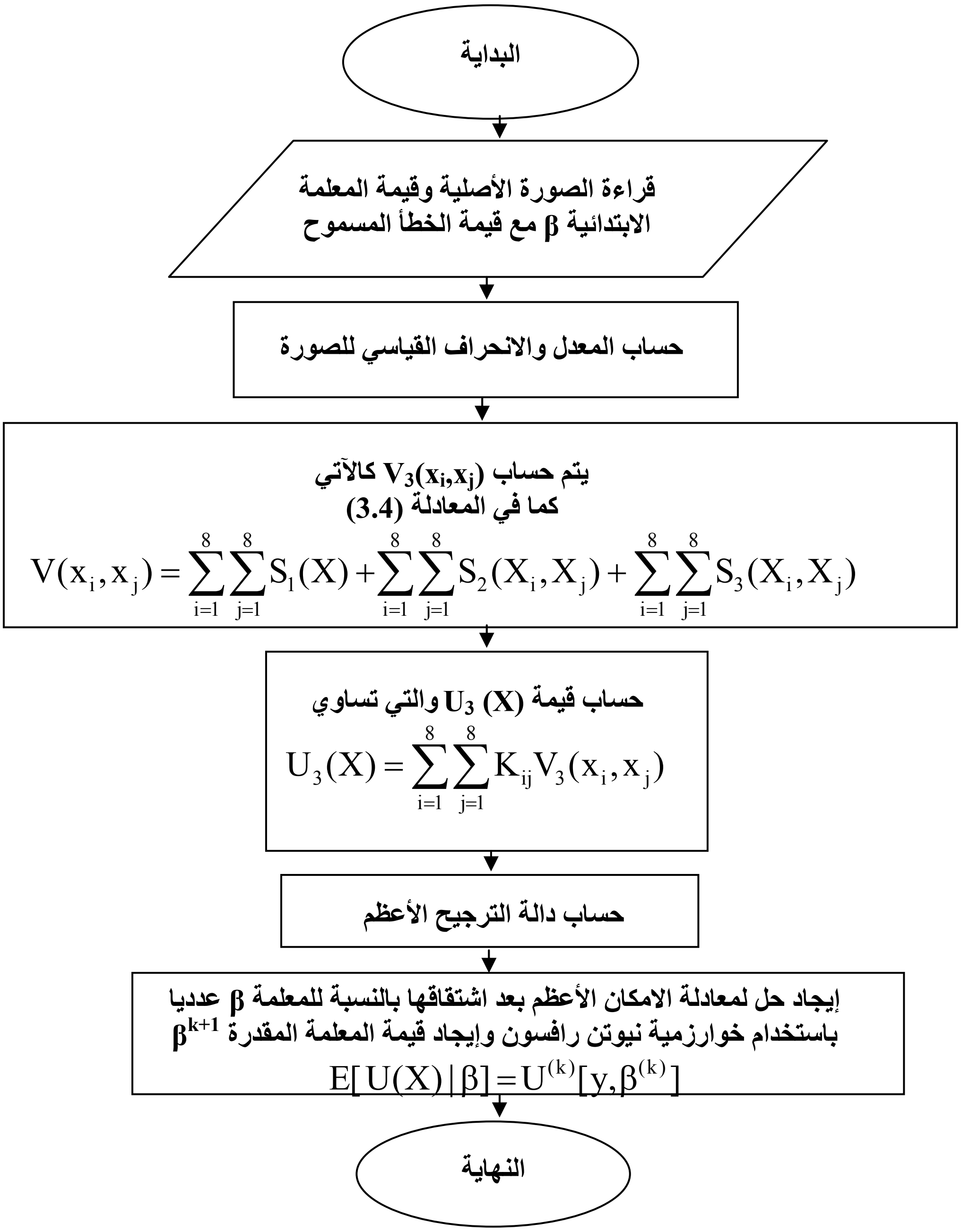
الانحراف القياسي موجباً والا نضع قيمة الانحراف القياسي سالباً .

$S_3(x_i,x_j)$: تمثل مصفوفة وتحسب كالآتي

إذا كانت صفوفها = أعمدتها عندئذ نضع قيمة

الانحراف القياسي سالباً والا نضع قيمة الانحراف القياسي موجباً.

والشكل (2) يوضح المخطط الانسيابي للخوارزمية الثالثة المقترحة.



الشكل (2) يمثل المخطط الانسيابي لتقدير المعلمة الزائدة β لتوزيع جبس باستخدام دالة الطاقة $U_3(X)$

والجداول من (5) - (7) توضح تقدير المعلمة الزائدة β باستخدام دالـة الطاقـة $U_3(X)$ (لصورة القمر) ونوع واحد من الصور الملونة (صورة الفلفل) وكـذلك الصورة الملونة (صورة الفلفل) بعد تحويلها إلى صورة رمادية.

الجدول (5) يمثل قيمة المعلمة الزائدة المقدرة لتوزيع جبس باستخدام الخوارزمية المقترحة الثالثة للصورة الرمادية (صورة القمر)

الزمن (بالثواني)	عدد التكرارات N	المقدرة β	الابتدائية β
2.3125	13	0.3457	0.1
1.5156	8	0.3512	0.2
0.5156	2	0.3378	0.3
2.6406	15	0.3435	0.06
2.6250	14	0.3546	0.09

من خلال الجدول أعلاه تبين أن أفضل قيمة للمعلمة الزائدة β تساوي (0.3378) والتي حصلنا عليها بأقل زمن وأقل تكرار.

الجدول (6) يمثل قيمة المعلمة الزائدة المقدرة لتوزيع جبس باستخدام الخوارزمية المقترحة الثالثة للصورة الملونة (صورة الفلفل)

الزمن (بالثواني)	عدد التكرارات N	المقدرة β	الابتدائية β
5.9219	11	0.2348	0.1
1.6563	2	0.2245	0.2
7.8750	15	0.2238	0.04
7.3125	14	0.2316	0.06
5.8750	11	0.2248	0.09

من خلال الجدول أعلاه تبين أن أفضل قيمة للمعلمة الزائدة β تساوي (0.2245) والتي حصلنا عليها بأقل زمن وأقل تكرار.

الجدول (7) يمثل قيمة المعلمة الزائدة المقدرة لتوزيع جبس باستخدام الخوارزمية المقترحة الثالثة للصورة الملونة بعد تحويلها الى صورة رمادية (صورة الفلفل)

β الابتدائية	βالمقدرة	Nعدد التكرارات	الزمن (بالثواني)
0.1	0.2347	11	4.2347
0.2	0.2245	2	1.0313
0.04	0.2237	15	5.6250
0.06	0.2314	14	5.1250
0.09	0.2247	11	4.1719

من خلال الجدول أعلاه تبين أن أفضل قيمة للمعلمة الزائدة β تساوي (0.2245) والتي حصلنا عليها بأقل زمن وأقل تكرار.

3. مقدر بيز كنتيجة من تعظيم التوزيع اللاحق لاستعادة الصورة

Bayes Estimation as a Result of Posterior Distribution Maximization for Image Restoration

باستخدام صيغة الدالة المجزأة لتوزيع جبس السابقة $Z(\beta)=\int_x \exp\{-\beta U(X)\}\,dx$ لإيجاد أكبر كثافة لاحقة لوغاريتمية لدالة الامكان للتوزيع الطبيعي(كاوسيان) والمعطاة بالشكل الآتي

$$\bar{X}(\beta)=\left\{-\frac{1}{2}(y-AX)^T C_n^{-1}(y-AX)-\beta\sum_{i=1}^{8}\sum_{j=1}^{8}K_{ij}V(x_i,x_j)\right\} \quad (14)$$

إذ أن $V(x_i,x_j)$ تأخذ الحالات الثلاثة السابقة V_1, V_2, V_3 [11].

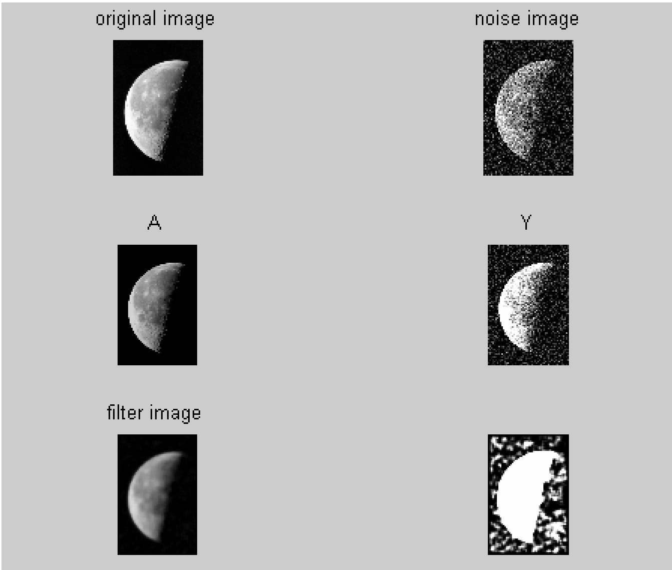
1.3 خوارزمية إستعادة الصورة باستخدام تعظيم دالة اللاحق لتوزيع كاوس

Image Restoration Algorithm By Using Posterior Function Maximization of Gaussian Distribution

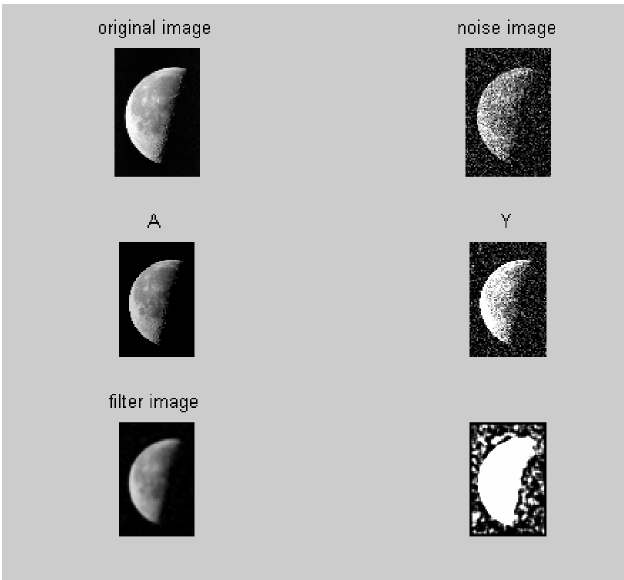
الشكل (3) يمثل المخطط الانسيابي لخوارزمية استعادة الصورة باستخدام التوزيع الكاوسي.

الشكل (3) يمثل المخطط الانسيابي لخوارزمية استعادة الصورة باستخدام تعظيم دالة اللاحق للتوزيع الطبيعي

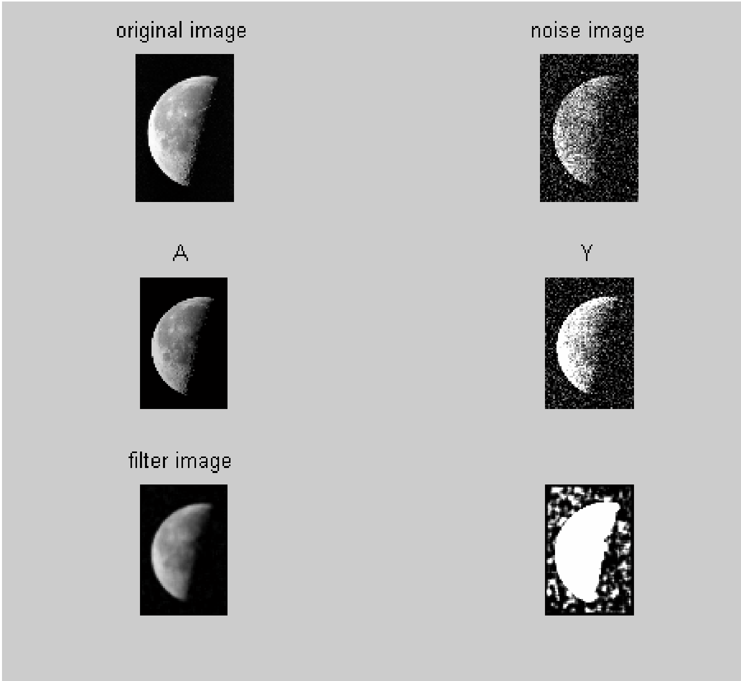
والأشكال من (4) - (6) توضح مراحـل اسـتعادة الـصورة حـسب خطـوات الخوارزمية أعلاه باسـتخدام القيمـة المقـدرة للمعلمـة الزائـدة β لتوزيـع جبس للخوارزميات الثلاث المقترحة.



الشكل (4) يمثل الصورة الرمادية التي تمت استعادتها حسب الخوارزمية (1.3) للتوزيع الطبيعي وباستخدام قيمة β والتي تساوي **(0.4793)** المقدرة من الخوارزمية **الأولى**



الشكل (5) يمثل الصورة الرمادية التي تمت استعادتها حسب الخوارزمية (1.3) للتوزيع الطبيعي وباستخدام قيمة β والتي تساوي **(0.0063)** المقدرة من الخوارزمية **الثانية**



الشكل (6) يمثل الصورة الرمادية التي تمت استعادتها حسب الخوارزمية (1.3) للتوزيع الطبيعي وباستخدام قيمة β والتي تساوي (0.3378) المقدرة من الخوارزمية الثالثة

وباستخدام صيغة الدالة المجزأة لتوزيع جبس السابق $Z(\beta)=\int_{x} \exp\{-\beta U(X)\}\,dx$ لإيجاد أكبر كثافة لوغاريتمية لاحقة لدالة الامكان لتوزيع بواسون والمعطاة بالشكل الآتي:

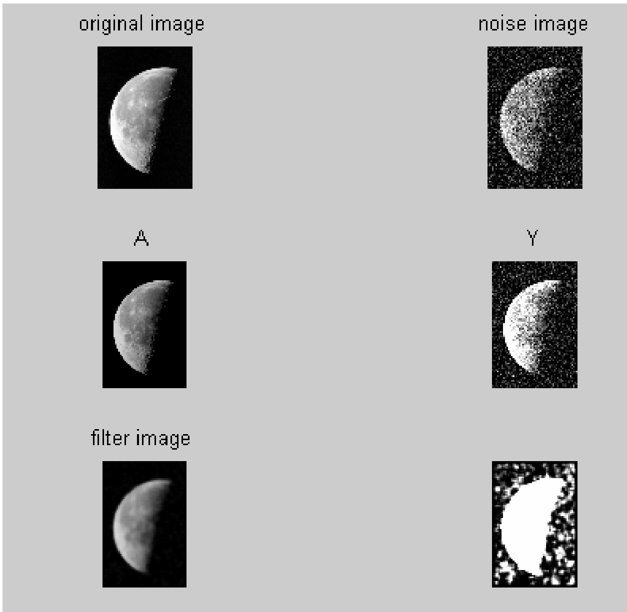
$$\bar{X}(\beta)=\sum_{i=1}^{8}\left[-\sum_{j=1}^{8}A_{ij}X_j+y_i\ln\left(\sum_{j=1}^{8}A_{ij}X_j\right)\right]-\beta\sum_{i=1}^{8}\sum_{j=1}^{8}K_{ij}V(x_i,x_j) \qquad (15)$$

إذ أن $V(x_i,x_j)$ تأخذ الحالات الثلاثة السابقة V_1, V_2, V_3

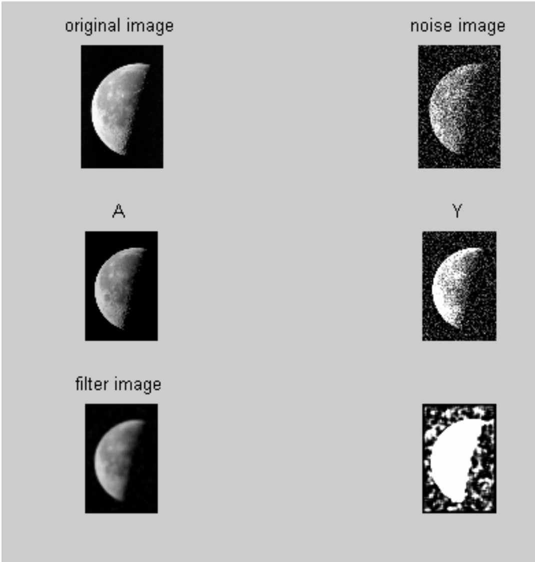
2.3 خوارزمية استعادة الصورة باستخدام تعظيم دالة اللاحق لتوزيع بواسون
Image Restoration Algorithm by Using Posterior Function Maximization of Poisson Distribution

والشكل (3) أيضاً يمثل المخطط الانسيابي لخوارزمية استعادة الصورة باستخدام توزيع بواسون بعد ابدال المعادلة (14) بالمعادلة (15).

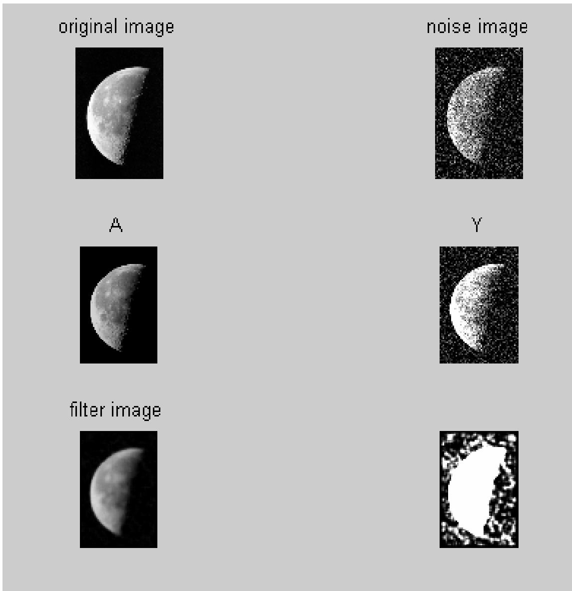
والأشكال من (7) -(9) توضح مراحل استعادة الصورة حسب خطوات الخوارزمية أعلاه باستخدام القيمة المقدرة للمعلمة الزائدة β لتوزيع جبس للخوارزميات الثلاث المقترحة.



الشكل (7) يمثل الصورة الرمادية التي تمت استعادتها حسب الخوارزمية (2.3) لتوزيع بواسون وباستخدام قيمة β والتي تساوي **(0.4793)** المقدرة من الخوارزمية **الأولى**



الشكل (8) يمثل الصورة الرمادية التي تمت استعادتها حسب الخوارزمية (2.3) لتوزيع بواسون وباستخدام قيمة β والتي تساوي **(0.0063)** المقدرة من الخوارزمية **الثانية**



الشكل (9) يمثل الصورة الرمادية التي تمت استعادتها حسب الخوارزمية (2.3) لتوزيع بواسون وباستخدام قيمة β والتي تساوي **(0.3378)** المقدرة من الخوارزمية **الثالثة**

4 . الاستنتاجات Conclusions

بعد ان تم تطبيق الخوارزميات المقترحة على الصور الرمادية والملونة توصلنا إلى النتائج الآتية :-

1 - عند تطبيق دالة الطاقة $U_1(X)$ في الخوارزمية المقترحة (الأولى) لتقدير المعلمة باستخدام ضوضاء من نوع التوزيع الطبيعي (توزيع كاوسيان) وضوضاء من نوع بواسون طبقت على نوعين من الصور الرمادية وآفترضنا قيماً لـ β الابتدائية. النتائج التي حصلنا عليها عند تطبيقها على (صورة قطعة النقود) باستخدم ضوضاء كاوسيان كانت قيمة β المقدرة باستخدام دالة الترجيح الأعظم = 0.4793 عند أقل تكرار(3) وبزمن قدره (0.7031) ثانية.

وبما ان هذه الـ β المقدرة حصلنا عليها باقل زمن ممكن واقل تكرار فاستخدمت لتطبيق استعادة للصور الرمادية والملونة ولتوزيعي كاوسيان وبواسون فكانت الصورة واضحة.

ملاحظة:- طبقت الخوارزمية على الصورة الملونة لم تظهر النتيجة إلا بعد تحويلها إلى صورة رمادية وباستخدام نوعين من الضوضاء.

2- عند تطبيق دالة الطاقة $U_2(X)$ في الخوارزمية المقترحة (الثانية) لتقدير المعلمة باستخدام دالة الانحلال للصورة بأطوال وزوايا مختلفة، طبقت الخوارزمية على الصورة الرمادية وآفترضنا قيماً لـ β الابتدائية. النتائج التي حصلنا عليها عند تطبيقها على (صورة قطعة النقود) كانت قيمة β المقدرة باستخدام دالة الترجيح الأعظم = 0.0063 عند أقل تكرار (1) وبزمن قدره (1.1563) ثانية بطول LEN=100 وزاوية THETA=90.

وبما أن هذه الـ β المقدرة حصلنا عليها باقل زمن ممكن واقل تكرار اذن استخدمت في استعادة الصورة لنوعين من الصور الرمادية والملونة ولتوزيعي كاوسيان وبواسون.

ملاحظة: عندما طبقت الخوارزمية على الصورة الملونة لم تظهر النتيجة إلا بعد تحويلها إلى صورة رمادية.

3- عند تطبيق دالة الطاقة $U_3(X)$ في الخوارزمية المقترحة (الثالثة) لتقدير المعلمة β على نوعين من الصورة الرمادية كانت كالآتي:

قيمة β المقدرة باستخدام دالة الترجيح الأعظم = 0.3378 عند أقل تكرار (2) وبزمن قدره (0.5156) ثانية. بما ان هذه الـ β المقدرة حصلنا عليها باقل زمن ممكن واقل تكرار حيث استخدمت في استعادة الصورة لنوعين من الصور الرمادية والملونة ولتوزيعي كاوسيان وبواسون.

الزمن بالثواني	عدد التكرارات	β	دالة الطاقة
0.7031	3	0.4793	$U_1(X)$
1.1563	1	0.0063	$U_2(X)$
0.5156	2	0.3378	$U_3(X)$

ملاحظة :- جميع الصور من نوع BMP (Bit Map Picture) ومأخوذة من نظام MATLAB (7.0)

5. المصادر References:

1. أبو ناقوس، احمد حسن عليان. (1993)، "استخدام إحصاء بيز على النماذج الداينامیكية الخطية مع تصميم لوحة بيز" رسالة ماجستير، كلية الإدارة والاقتصاد، جامعة الموصل، العراق.
2. الربيعي، فاضل حسن وعبد، صلاح حمزة. (2000) "مقدمة في العمليات التصادفية" دار الكتب- بغداد-العراق.

3. الرسام، ريا سالم محمد علي. (1996)، "تكوين لوحة بيز ثنائية البعد لغرض مراقبة جودة الإنتاج مع المحاكاة " رسالة ماجستير، كلية الإدارة والاقتصاد، جامعة الموصل، العراق.
4. الطائي، وائل عبد اللطيف جاسم. (2004)، "معايرة بيز" رسالة ماجستير، كلية علوم الحاسبات والرياضيات، جامعة الموصل، العراق.
5. سيفي، علي محمد صادق و كمال الدين، ابتسام. (1985)، " مباديء التحليل العددي" مديرية دار الكتب للطباعة والنشر.
6. Bouman, C.A. (2007): "Digital Image Processing Laboratory: Markov Random Fields and MAP Image Segmentation", Purdue University: Digital Image Processing Laboratories. P.1-2.
7. Gonzalez, R.C. and Wintz, P. (1977): "Digital Image Processing", Addison-Wesley, University of Nottingham, England.
a. Herniter, M.E., (2001): "Programming in MATLAB" , Northen Arizona University.
8. Poli, R., (1997): "Genetic Programming for Image Analysis", Birmingham B15 2TT, UK, P. 1-2.

9. Zhou, Z.; Leahy, R.M. and Qi, J., (1997): "Approximate Maximum Likelihood Hyperparameter Estimation for Gibbs Priors", IEEE Transaction on Image Processing .Vol(6), No. (6). P. 844-856.