تقدير معلمات انموذج الاشارة الجيبية ذو البعدين بتوظيف خوارزمية Deferential Evaluation واستخدام النهج المتسلسل في التقدير

أ.د.ظافر حسين رشيد / قسم الاحصاء / كلية الادارة والاقتصاد / جامعة بغداد
م. اوات سردار وادي/ قسم الاحصاء / كلية الادارة والاقتصاد / جامعة صلاح الدين

تاريخ التقديم:2017/1/25
تاريخ القبول:2017/5/11

المستخلص :

يعد تقدير المعلمات غير المعلومة في انموذج الاشارة الجيبية ذو البعدين **2-D Sinusoidal Signal Model** من المسائل المهمة والصعبة، وذلك لاهمية هذا الانموذج في نمذجة صور النسجات الرمادية المتماثلة . لذا تم في هذا البحث اقتراح توظيف خوارزمية **Deferential Evaluation** واستخدام النهج المتسلسل لتقدير الترددات غير المعلومة والسعة للمركبات الجيبية ذات البعدين عندما تتأثر الاشارة بالضوضاء **noise** ، وتم استخدام اسلوب المحاكاة لاحجام عينات مختلفة ومستويات مختلفة للانحراف المعياري وذلك لمعرفة اداء هذه الطريقة في تقدير معلمات انموذج الاشارة الجيبية ذو البعدين وتم استخدام هذا الانموذج لنمذجة صورة نسيجية رمادية متماثلة وتقديرها باستخدام الطريقة المقترحة لبيان مدى كفاءة هذا الانموذج في نمذجة هذا النوع من الصور الرمادية ، وتم التوصل الى كفاءة انموذج الاشارة الجيبية ذو البعدين في نمذجة هذا النوع من الصور الرمادية وكفاءة الطريقة المقترحة في تقدير معلمات الانموذج .

المصطلحات الرئيسة للبحث / انموذج الأشارة الجيبية ذو البعدين – طريقة مقدرات **Deferential Evaluation** المتسلسلة ، الصور النسيجية الرمادية المتماثلة .

*البحث مستل من اطروحة دكتوراه .

1- المقدمة :

أن المشكلة الرئيسية في هذا البحث هي تقدير المعلمات لانموذج الاشارة الجيبية ذو البعدين 2-D Sinusoidal Signal Model المعطى وفق الصيغة الاتية [4][6][7][9] :

$$y(m,n)=\sum_{k=1}^{p}[A_k\cos(m\lambda_k+n\mu_k)+B_k\sin(m\lambda_k+n\mu_k)]+X(m,n) \qquad ...(1)$$

$$m=1,2...M, \qquad n=1,2...N.$$

A_k, B_k : تمثل المعلمات الحقيقية غير المعلومة وتعرف بالسعة amplitudes .

λ_k, μ_k : تمثل الترددات غير المعلومة ، وأن $\lambda_k, \mu_k \in (0,\pi)$.

p : عدد مركبات الاشارة وتكون معلومة او غير معلومة .

$\{y(m,n); m=1,2...M, n=1,2...N\}$: تمثل البيانات المشاهدة للعينة .

علما أن الحد الأول في المعادلة (1) من الطرف الايمن يمثل مركبة الاشارة Signal component، اما الحد الثاني فيمثل مركبة الضوضاء noise component، وان هذا الانموذج هو توسيع لانموذج الاشارة الجيبية ذو البعد الواحد [10].

يعد الكشف عن مركبات اشارة في وجود الضوضاء من المسائل المهمة في معالجة الاشارات الاحصائية والتي تلقى اهتماما كبيرا في ادبيات عمليات الاشارات وذلك لأن نماذج الاشارة الجيبية لها تطبيق واسع في تحليل النسجة texture analysis [9] ،وأن اول من لاحظ أن هذه النماذج كفوءة جدا لنمذجة 2-D texture images هو Francos et al وقام بتقدير الترددات غير المعلومة عن طريق اختيار اشد القمم في دالة $(I(\lambda,\mu))$ Periodogram function للاشارات المشاهدة $y(m,n)$ [1].

تظهر مشكلة تقدير معلمات انموذج الاشارة الجيبية ذي البعدين عندما تكون عدد مركبات الاشارة $P \geq 2$ ، وذلك لصعوبة ايجاد التقديرات باستخدام الطرائق العددية ، وكذلك عندما تكون $p=2$ ولكن المسافة بين ازواج الترددات (λ_1,μ_1) و (λ_2,μ_2) صغيرة جدا ، لذلك تعاني اغلب طرائق التقدير من عدم امكانية الفصل بين ازواج الترددات ، ومن هنا ظهرت الحاجة لايجاد طريقة لتقدير معلمات انموذج الاشارة الجيبية ذو البعدين عندما يكون عدد مركبات الاشارة كبيراً وقد اقترح Prasad et al [9] طريقة متسلسلة لتقدير معلمات انموذج الاشارة الجيبية ذي البعدين عندما يكون توزيع الخطأ من حقل عشوائي مستقر ويتبع التوزيع الطبيعي بمتوسط صفر وتباين محدد وتعتمد هذه الطريقة على خوارزمية Downhill في ايجاد minimization لدالة الهدف ، ومن هنا جائت فكرة هذا البحث، والهدف منه هو تقدير المعلمات غير المعلومة في انموذج الاشارة الجيبية ذي البعدين وذلك بتوظيف خوارزمية Defferential Evoluation في ايجاد minimization لدالة الهدف والتي تمتاز بانها لاتحتاج الى مقدرات اولية لغرض التقدير كما في الطرائق الاخرى ، وانما تعتمد على اسلوب البحث المباشر الذي يحتاج فقط الى تحديد الحد الادنى والاعلى للمعلمات المطلوب تقديرها، وكذلك قمنا باستخدام الأسلوب او النهج المتسلسل في تقدير معلمات انموذج الاشارة الجيبية ذو البعدين البالغ عددها $4p$ ، والذي جعل من الطريقة المقترحة سهلة التطبيق والاستخدام في تقدير المعلمات عندما يكون عدد مركبات الاشارة كبير ، وذلك لأننا نقوم بتقدير اربع معلمات في كل مرحلة بدلا من تقدير $4p$ من المعلمات في وقت واحد ، وبذلك نكون قد اختزلنا مسائل الامثلية ذات البعد $2p$ الى p من مسائل الامثلية ذات البعد الواحد. وقد قمنا في هذا البحث باستخدام انموذج الاشارة الجيبية ذي البعدين لنمذجة صورالنسجات الرمادية المتماثلة ومن ثم استخدام الطريقة المقترحة لغرض تقدير معلمات الانموذج ومن خلال ذلك يتم استخلاص النسجة الاصلية من النسجة التي تحتوي على الضوضاء ، ولتوضيح هذه الطريقة وبيان افضليتها تم استخدام اسلوب المحاكاة وتحليل بيانات النسجة الحقيقية . ولبعض التطورات النظرية لانموذج الاشارة الجيبية ذو البعدين يمكن الرجوع الى المصادر الاتية :

Kundu & Nandi [2-4], Nandi [5], Nandi, Kundu &Srivastava [6], Nandi, Prasad & Kundu [7], Prasad , Kundu & Mitra [9], Zhang & Mandrekar [12].

2- **طريقة مقدرات المتسلسلة** Deferential Evaluation :

اغلب طرائق التقدير التكرارية المستخدمة في تقدير معلمات انموذج الاشارة الجيبية ذي البعدين المعطى في الصيغة (1) تتطلب قيم بدائية لغرض الحصول على المقدرات ، سواء باستخدام الاسلوب المتسلسل او غير المتسلسل في التقدير ، ولكن ايجاد هذه القيم البدائية يكون حاسماً للغاية لانه قد يؤدي الى الوصول الى local minimum بدلا من global minimum في حالة عدم دقة اختيار هذه القيم ، ومن الصعب ايجاد القيم البدائية في حالة كون عدد مركبات الاشارة $p \geq 2$ ، وكذلك عندما تكون ازواج الترددات مغلقة مع بعضها بعضاً [9] . لذلك قمنا باقتراح توظيف خوارزمية Deferential Evaluation وبشكل متسلسل لتقدير معلمات انموذج الاشارة الجيبية والتي تمتاز بانها لا تحتاج الى تقدير اولي اي انها لا تتطلب ايجاد قيم بدائية لغرض التقدير ، ويمكن تلخيص خطواتها بالشكل الاتي :

1-كما في الطريقة المتسلسلة [9] نفرض أن الانموذج ذا الصيغة (1) يحتوي على اربع معلمات، فيكون الانموذج بالشكل الاتي :

$$y(m,n) = [A\cos(m\lambda + n\mu) + B\sin(m\lambda + n\mu)] + X(m,n) \qquad ...(2)$$

وان عمل هذه الطريقة يبدأ بتقليل الدالة :

$$Q_1(A,B,\lambda,\mu) = \sum_{m=1}^{M}\sum_{n=1}^{N}[y(m,n) - A\cos(m\lambda + n\mu) - B\sin(m\lambda + n\mu)]^2 \qquad ... \quad (3)$$

بالنسبة للمعلمات (A,B,λ,μ) ويمكن تحقيق ذلك بسهولة باستخدام تقنية Sparable regression [9] ، كما في طريقة المربعات الصغرى عندما تكون λ,μ ثابتة فأن : $\hat{A}(\lambda,\mu)$ و $\hat{B}(\lambda,\mu)$ تجعل المعادلة (3) اقل ما يمكن عندما :

$$\left[\hat{A}(\lambda,\mu) \quad \hat{B}(\lambda,\mu)\right]^T = (U_1^T U_1)^{-1} U_1^T Y \qquad ... \quad (4)$$

اذ أن :

U_1 **: من الدرجة** $MN \times 2$

$$U_1 = \begin{bmatrix} \cos(\lambda+\mu) & ... & \cos(\lambda+N\mu) & \cos(2\lambda+\mu) & ... & \cos(M\lambda+N\mu) \\ \sin(\lambda+\mu) & ... & \sin(\lambda+N\mu) & \sin(2\lambda+\mu) & ... & \sin(M\lambda+N\mu) \end{bmatrix}^T \quad ... \quad (5)$$

Y **: يمثل متجه البيانات من الدرجة** $MN \times 1$

$$Y = [y(1,1) \quad ... \quad y(1,N) \quad y(2,1) \quad ... \quad y(2,N) \quad ... \quad y(M,1) \quad ... \quad y(M,N)]^T \quad ... \quad (6)$$

وبعد ايجاد $\hat{A}(\lambda,\mu)$ و $\hat{B}(\lambda,\mu)$ وتعويضها في المعادلة (3) نحصل على المعادلة الاتية :

$$R_1(\lambda,\mu) = Q_1(\tilde{A}(\lambda,\mu), \tilde{B}(\lambda,\mu), \lambda, \mu)$$

$$= \sum_{m=1}^{M}\sum_{n=1}^{N}[y(m,n) - \hat{A}(\lambda,\mu)\cos(m\lambda + n\mu) - \hat{B}(\lambda,\mu)\sin(m\lambda + n\mu)]^2 \quad \ldots(7)$$

2-استخدام خوارزمية Deferential Evaluation [11] في ايجاد Minimizing للدالة R_1 في الصيغة (7) لغرض تقدير المعلمات λ,μ وذلك من خلال الخطوات الاتية :

- **تعريف المتجهات التي تمثل الحد الادنى والاعلى للمعلمات المطلوب تقديرها وفق هذه الخوارزمية وهي λ,μ ، وبما أن $(\lambda,\mu) \in (0,\pi)$ من خلال فرضيات الانموذج لذلك تكون المتجهات كالاتي :**

$$lower = (0,0)$$

$$upper = (\pi,\pi)$$

اذ أن القيمة الاولى في المتجه الأول والثاني تمثل الحد الادنى والاعلى للمعلمة λ ، والقيمة الثانية في المتجهين تمثل الحد الادنى والاعلى للمعلمة μ .

- يتم تهيئة المجتمع البدائي لمتجه المعلمات المطلوب تقديرها:

$$X_{i,G}=\begin{bmatrix}\lambda_{1,i,G}\\ \mu_{2,i,G}\end{bmatrix},\ i=1,2,\ldots,N_p$$

من خلال توليد قيم عشوائية بشكل منتظم بين الحد الادنى والاعلى للمعلمات ، يكون حجم هذا المجتمع N_p ، علما أن G تمثل الاجيال . فيكون المجتمع البدائي كالاتي :

Individual 1 $x_{1,G}$	Individual 2 $x_{2,G}$	…	Individual N_p $x_{N_p,G}$
$\lambda_{1,1,G}$	$\lambda_{1,2,G}$	…	$\lambda_{1,N_p,G}$
$\mu_{2,1,G}$	$\mu_{2,2,G}$	…	$\mu_{2,N_p,G}$
$f(x_{1,G})$	$f(x_{2,G})$	…	$f(x_{N_p,G})$

وحساب دالة الهدف R_1 لكل فرد **Individual** في المجتمع والتي يرمز لها $f(x_i,G),i=1,\ldots,N_p$.

- لتكوين الجيل اللاحق من الافراد فأن كل متجه من متجهات المعلمات او كل **Individual** في المجتمع السابق البالغ عددها N_p يخضع الى ستراتيجيات التطوير وهي الطفرة **Mutation** ، اعادة التركيب **Recombination** والاختيار **Selection** وكالاتي :

* الطفرة **Mutation** :

لمتجه المعلمات $X_{i,G}$ يتم اختيار ثلاث متجهات من المجتمع بشكل عشوائي باستبعاد المتجه المراد ايجاد قيمه في المجتمع اللاحق ، ويرمز لهذه المتجهات الثلاثة :

$x_{r1,G},x_{r2,G},x_{r3,G}$ وأن $i,r1,r2,r3$ تكون محددة مسبقا .

* اضافة الفرق الموزون بين المتجهين $x_{r3,G},x_{r2,G}$ الى المتجه الثالث الذي تم اختياره عشوائيا وذلك من خلال [11] :

$$v_{i,G+1}=x_{r1,G}+F(x_{r2,G}-x_{r3,G})$$

F : يمثل عامل الطفرة وهو ثابت من [0,2].

$v_{1,G+1}$: هو المتجه الذي يطلق عليه **donor vector** .

* اعادة التركيب **Recombination** :

يتم اعادة تركيب الحلول الناجحة من الجيل السابق وذلك من خلال :

- تطوير المتجه $u_{i,G+1}$ الذي يمثل **trial vector** من خلال عناصر المتجه

target vector $(x_{i,G})$ الذي يمثل المتجه المراد ايجاد قيمه في الجيل اللاحق،

وعناصر المتجه **donor vector** $(v_{i,G+1})$ ، وذلك من خلال ادخال عناصر المتجه **donor vector** في المتجه **trial vector** باحتمال CR وذلك من خلال المعادلة الاتية [11] :

$$u_{j,i,G+1}=\begin{cases}v_{j,i,G+1} & if \quad rand_{j,i}\le CR\ or\ j=I_{rand}\\ x_{j,i,G} & if \quad rand_{j,i}>CR\ and\ j\ne I_{rand}\end{cases}$$

$$i=1,\ldots,N_p$$

$$j=1,\ldots,D$$

اذ أن :

D : يمثل عدد المعلمات المطلوب تقديرها وفق هذه الخوارزمية وهنا $D=2$ ، وأن :

$rand_{j,i} \sim U[0,1]$

I_{rand} : عدد عشوائي صحيح من $[1,2,\ldots,D]$ يضمن لنا بأن تكون قيم :

$v_{i,G+1} \neq x_{i,G}$

*** Selection:**

لغرض الاختيار يتم في هذه المرحلة مقارنة دالة الهدف لكل من متجه $(x_{i,G})$ **target** ومتجه **Trial** $(u_{i,G+1})$، والمتجه الذي يمتلك اقل دالة هدف هو المتجه الذي يتم قبوله ويمثل **Individual i** في المجتمع اللاحق، ويمكن تمثيل ذلك من خلال المعادلة [11]:

$$x_{i,G+1} = \begin{cases} u_{i,G+1} & if \;\; f(u_{i,G+1}) \leq f(x_{i,G}) \\ x_{i,G} & otherwise \end{cases}$$

$i = 1,2,\ldots,N_p$

وبذلك يتم تكوين اعضاء الجيل اللاحق $G+1$، وتستمر عمليات الطفرة **Mutation**، اعادة التركيب **Recombination** ، والاختيار **Selection** لغاية تحقق معيار التوقف وبذلك نكون قد حصلنا على مقدرات المعلمات λ,μ والتي يرمز لها $\hat{\lambda}_{DE},\hat{\mu}_{DE}$ والتي تجعل المعادلة R_1 في الصيغة (7) اقل ما يمكن ، اما للحصول على تقدير المعلمات A,B فيتم تعويض $\hat{\lambda}_{DE},\hat{\mu}_{DE}$ في المعادلة (4) فنحصل على $\hat{A}_{DE},\hat{B}_{DE}$ وبذلك تكون مقدرات المرحلة الأولى وفق طريقة خوارزمية **DE** المتسلسلة كالاتي :

$$\hat{\theta}_{1DE} = (\hat{A}_{1DE},\hat{B}_{1DE},\hat{\lambda}_{1DE},\hat{\mu}_{1DE})$$

وبعد الحصول على مقدرات معلمات المرحلة الأولى يتم تصحيح البيانات لغرض استخدامها في الحصول على مقدرات المرحلة الثانية وذلك من خلال المعادلة الاتية :

$$y_{DE}^{(1)}(m,n) = y(m,n) - \hat{A}_{1DE}\cos(m\hat{\lambda}_{1DE} + n\hat{\mu}_{1DE}) - \hat{B}_{1DE}\sin(m\hat{\lambda}_{1DE} + n\hat{\mu}_{1DE}) \ldots(8)$$

ومن ثم تقدير المعلمات A_2,B_2,λ_2,μ_2 باستخدام نفس خطوات طريقة **DE** التي قمنا باستخدامها لغرض الحصول على تقديرات المرحلة الأولى من خلال جعل R_1 اقل مايمكن ، ولكن في هذه المرحلة يتم تقليل الدالة R_2 ، وهي ناتجة من الدالة R_1 ولكن بعد التعويض عن $y(m,n)$ في الصيغة (7) بقيم $y_{DE}^{(1)}(m,n)$ وبذلك تكون المعادلة كالاتي :

$$R_2 = \sum_{m=1}^{M}\sum_{n=1}^{N}\left[y_{DE}^{(1)}(m,n) - \hat{A}(\lambda,\mu)\cos(m\lambda + n\mu) - \hat{B}(\lambda,\mu)\sin(m\lambda + n\mu)\right]^2 \ldots(9)$$

اذ يتم ايجاد $\hat{A}(\lambda,\mu),\hat{B}(\lambda,\mu)$ من خلال الصيغة (4) ولكن بعد التعويض عن $y(m,n)$ بقيم $y_{DE}^{(1)}(m,n)$ وبتطبيق اجراءات التطوير لخوارزمية **DE** التي استخدمت في ايجاد مقدرات المرحلة الأولى نحصل على مقدرات المرحلة الثانية للمعلمات A_2,B_2,λ_2,μ_2 والتي يرمز لها $\hat{\theta}_{2DE} = (\hat{A}_{2DE},\hat{B}_{2DE},\hat{\lambda}_{2DE},\hat{\mu}_{2DE})$ ، وبالاستمرار على الخط نفسه يتم ايجاد البيانات المصححة :

$$y_{DE}^{(2)}(m,n),\ldots,y_{DE}^{(k-1)}(m,n), \quad m=1,\ldots,M, n=1,\ldots,N$$

وذلك من خلال :

$$y_{DE}^{(2)}(m,n)=y_{DE}^{(1)}(m,n)-\hat{A}_{2DE}\cos(m\hat{\lambda}_{2DE}+n\hat{\mu}_{2DE})-\hat{B}_{2DE}\sin(m\hat{\lambda}_{2DE}+\hat{\mu}_{2DE})$$

$$\vdots$$

$$y_{DE}^{(k-1)}(m,n)=y_{DE}^{(k-2)}(m,n)-\hat{A}_{(k-1)DE}\cos(m\hat{\lambda}_{(k-1)DE}+n\hat{\mu}_{(k-1)DE})-$$
$$\hat{B}_{(k-1)DE}\sin(m\hat{\lambda}_{(k-1)DE}+\hat{\mu}_{(k-1)DE})$$

ويتم الحصول على تقدير المعلمات للمرحلة k حيث أن $(k=3,\dots,p)$ من خلال تقليل الدالة R_k الناتجة من الدالة R_1 وذلك من خلال التعويض عن $y(m,n)$ بقيم $y_{DE}^{(k-1)}(m,n)$ فتكون مساوية الى :

$$R_k(\lambda,\mu)=\sum_{m=1}^{M}\sum_{n=1}^{N}\left[y_{DE}^{(k-1)}(m,n)-\hat{A}(\lambda,\mu)\cos(m\lambda_k+n\mu_k)-\hat{B}(\lambda,\mu)\sin(m\lambda_k+n\mu_k)\right]^2 \quad \dots(10)$$

يتم تقدير المعلمات λ,μ في المرحلة k وذلك باستخدام نفس خطوات خوارزمية DE التي تم استخدامها في المرحلة الأولى ولكن بجعل المعادلة$R_k(\lambda,\mu)$ اقل مايمكن ، علما أن كل من $\hat{A}(\lambda,\mu),\hat{B}(\lambda,\mu)$ يتم ايجادها باستخدام المعادلة (4) ولكن بعد التعويض عن $y(m,n)$ بقيم $y_{DE}^{(k-1)}(m,n)$ ، وبذلك نحصل على مقدرات المرحلة k للمعلمات A_k,B_k,λ_k,μ_k والتي يرمز لها $\hat{\theta}_k=(\hat{A}_{kDE},\hat{B}_{kDE},\hat{\lambda}_{kDE},\hat{\mu}_{kDE})$ ، علما اننا تمكنا من فصل تقدير معلمات كل مركبة اي تقدير اربعة معلمات في كل مرحلة من مراحل التقدير وبشكل متسلسل وذلك لكون المركبات في الانموذج ذي الصيغة (1) متعامدة.

3- النتائج العددية : Numerical Results :

سوف يتم في هذا المبحث تحليل نتائج المحاكاة العددية لاثبات كيفية عمل طريقة التقدير ازاء حجوم عينات مختلفة ومستويات مختلفة للتباين، وتمت كتابة البرنامج باستخدام لغة $R-3.3.2-win$ في الحصول على تقدير المعلمات اما لرسم الصورة النسيجية المقدرة فقد تم استخدام برنامج **Mat lab** ، وتم افتراض الانموذج الاتي :

$$y(m,n)=\sum_{k=1}^{2}\left[A_k\cos(m\lambda_k+n\mu_k)+B_k\sin(m\lambda_k+n\mu_k)\right]+X(m,n) \qquad \dots(11)$$

وان القيم الافتراضية للمعلمات هي [9] :

$$A_1=4,\ B_1=4,\ \lambda_1=1.8,\ \mu_1=1.1,\ A_2=1,\ B_2=1,\ \lambda_2=1.7,\ \mu_2=1$$

وأن انموذج الخطأ هو :

$$X(m,n)=e(m,n)+0.25e(m-1,n)+0.25e(m,n-1)+0.25e(m+1,n)+0.25e(m,n+1)$$

وأن $e(m,n)$:هي متغيرات عشوائية مستقلة تتبع التوزيع الطبيعي بمتوسط صفر ومستويات مختلفة للتباين $(\sigma=0.25,0.5,0.75)$ ، وحجم عينة $(M=N=40)$ ومن ثم $(M=N=50)$ ، علما انه تم استخدام $(M=N)$ وذلك لاننا نستخدم انموذج الاشارة الجيبية ذو البعدين لنمذجة الصور النسيجية الرمادية المتماثلة ، ولغرض الحصول على التماثل تم اختيار قيم $(M=N)$ ، وبذلك يكون عدد المشاهدات الكلية هي $MN=1600$,2500 مشاهدة على التوالي ، وقد تم استخدام عامل الطفرة $F=1.2$ والذي تم تحديد قيمته بعد تجريب بعض القيم الاخرى ضمن المدى [0,2] وذلك لان هذه القيمة اعطت نتائج افضل ، وتم تكرار تجربة المحاكاة بعدد تكرار L=200 تجربة وتسجيل كل من معدل تقدير المعلمات ومتوسط مربعات الخطأ للمعلمات المقدرة وفق الطريقة المقترحة للتجارب البالغ عددها 200 تجربة في الجدولين (1) و(2) وكانت النتائج كالاتي:

جدول رقم (1) يمثل معدل التقديرات والتحيز ومتوسط مربعات الخطأ للمعلمات المقدرة في المركبة k=1 وفق الطريقة المقترحة للتقدير ولحجوم عينات (M=N =40,50)، ومستويات مختلفة للانحراف المعياري عندما يتبع توزيع الضوضاء التوزيع الطبيعي.

Scale	M,N	SDE	A1=4	B1=4	$\lambda 1$=1.8	$\mu 1$=1.1
$\sigma = 0.25$	40	Mean	3.412439	4.317738	1.803744	1.103760
		Bise	-0.58756	0.317738	0.003744	0.00376
		MSE	0.3456822	0.10128437	1.404057e-05	1.416502e-05
	50	Mean	4.326278	3.695012	1.798744	1.098752
		Bise	0.326278	-0.30499	-0.00126	-0.00125
		MSE	0.1067099	0.09337214	1.588879e-06	1.566520e-06
$\sigma = 0.50$	40	Mean	3.413606	4.318996	1.803756	1.103769
		Bise	-0.58639	0.318996	0.003756	0.003769
		MSE	0.3458243	0.10301886	1.420518e-05	1.428890e-05
	50	Mean	4.325809	3.693892	1.798764	1.098731
		Bise	0.325809	-0.30611	-0.00124	-0.00127
		MSE	0.1072948	0.09512526	1.565726e-06	1.649917e-06
$\sigma = 0.75$	40	Mean	3.412423	4.318321	1.803774	1.103732
		Bise	-0.58758	0.318321	0.003774	0.003732
		MSE	0.3491321	0.10340857	1.442434e-05	1.412411e-05
	50	Mean	4.328672	3.694478	1.798718	1.098760
		Bise	0.328672	-0.30552	-0.00128	-0.00124
		MSE	0.1104682	0.09616813	1.737153e-06	1.621543e-06

جدول رقم (2) يمثل معدل التقديرات والتحيز ومتوسط مربعات الخطأ للمعلمات المقدرة في المركبة k=2 وفق الطريقة المقترحة للتقدير ولحجوم عينات (M=N =40,50)، ومستويات مختلفة للانحراف المعياري عندما يتبع توزيع الضوضاء التوزيع الطبيعي.

Scale	M,N	SDE	A2=1	B2=1	$\lambda 2$=1.7	$\mu 2$=1
$\sigma = 0.25$	40	Mean	1.128595	0.6383698	1.691318	0.9912964
		Bise	0.128595	-0.36163	-0.00868	-0.0087
		MSE	0.016799091	0.1312793	7.584787e-05	7.617421e-05
	50	Mean	1.092414	0.8691903	1.698214	0.9981929
		Bise	0.092414	-0.13081	-0.00179	-0.00181
		MSE	0.008730636	0.017359811	3.372505e-06	3.401064e-06
$\sigma = 0.50$	40	Mean	1.129523	0.6357024	1.691137	0.9913237
		Bise	0.129523	-0.3643	-0.00886	-0.00868
		MSE	0.017800748	0.1350425	8.027115e-05	7.696643e-05
	50	Mean	1.0883657	0.8693327	1.698222	0.9982303
		Bise	0.088366	-0.13067	-0.00178	-0.00177
		MSE	0.0086388183	0.018086983	3.771106e-06	3.710003e-06
$\sigma = 0.75$	40	Mean	1.1316922	0.6330448	1.691218	0.9911549
		Bise	0.131692	-0.36696	-0.00878	-0.00885
		MSE	0.020098495	0.1396276	8.135018e-05	8.172351e-05
	50	Mean	1.0911548	0.8680252	1.698313	0.9980822
		Bise	0.091155	-0.13197	-0.00169	-0.00192
		MSE	0.010074220	0.019355928	4.346327e-06	4.908456e-06

4- **تحليل نتائج المحاكاة**:

1- من خلال الجدول (1) و(2) نلاحظ أن التحيز للمعلمات الخطية في المركبة الاولى (A_1, B_1) والمركبة الثانية (A_2, B_2) اكبر من التحيز للمعلمات غير الخطية (λ_1, μ_1) و (λ_2, μ_2) على التوالي .

2-بشكل عام نلاحظ من خلال الجدول (1) و (2) أن اغلب قيم متوسط مربعات الخطأ تتناقص بازدياد حجم العينة.

3-من خلال الجدول (1) و (2) نلاحظ ان اداء الطريقة المقترحة قد كان فعالا في تقدير معلمات انموذج الاشارة الجيبية ذو البعدين ، اذ اعطت هذه الطريقة معدل تقديرات للمعلمات مقارب جدا لقيم المعلمات الحقيقية .

4- نسجات حقيقية رمادية متماثلة :An Original Symmetric Gray Scale Texture

سوف يتم في هذه الفقرة نمذجة صورة نسيجية رمادية متماثلة حقيقية [8] في الشكل (1) باستخدام الانموذج (1) وتقديرها باستخدام الطريقة المقترحة ، ومن الواضح في هذه الحالة أن عدد المركبات p غير معلوم ويجب معرفته قبل تقدير معلمات الانموذج ولكن من خلال المصادر التي تم اعتمادها في هذا البحث فأن عدد مركبات الصورة في الشكل (1) تساوي 86 اي أن (p=86) مركبة [8] ، وبذلك يكون عدد المعلمات المطلوب تقديرها في الانموذج لهذه الصورة هو (4p=344) معلمة والتي يرمز لها $(A_1, B_1, \lambda_1, \mu_1, \ldots, A_{86}, B_{86}, \lambda_{86}, \mu_{86})$ ومن خلال استخدام الطريقة المقترحة في التقدير فأن المعلمات المقدرة للصورة في الشكل (1) تكون على التوالي كما في الجدول الاتي :

جدول رقم (3) يمثل قيم المعلمات المقدرة للصورة في الشكل (1) باستخدام الطريقة المقترحة

k	$\hat{A}_k$	$\hat{B}_k$	$\hat{\lambda}_k$	$\hat{\mu}_k$
1	0.4664708	0.3032966	0.02360148	0.000731128
2	-0.1196741	-0.1687316	0.5587925	0.0002532243
3	-0.1116676	-0.1100356	6.537841e-05	0.5561425
4	0.03583631	-0.08135087	0.5551037	0.5554451
5	-0.0405733	0.07895748	0.0007089978	1.116522
6	-0.04933183	0.006669871	1.107321	0.001180289
7	-0.04674692	0.005361172	0.5574958	1.109275
8	0.04173106	0.0108996	0.0005828038	1.67011
9	-0.03523131	0.004230933	1.67776	0.0004526201
10	0.02357709	0.0212238	0.1520569	0.002639514
11	-0.002230292	-0.02766526	0.0009774553	2.78289
12	-0.02313956	-0.01905958	0.0005854562	2.959411
13	-0.02757178	0.0007141254	1.10871	0.5573762
14	-0.02145297	0.0170462	2.247978	1.415547e-05
15	0.01939986	-0.008326378	0.0002518899	2.220297
16	0.001517915	0.0179863	1.106575	1.103266
17	0.003762875	0.02050261	0.0132198	0.003513563
18	-0.01536695	-0.005730528	2.872318	0.001487793
19	0.0008179254	0.0158419	0.004277794	1.299532
20	-0.01277654	-0.005984896	0.00400618	0.7358433
21	0.01210231	-0.006655321	0.2409386	0.0004045112
22	0.009118116	-0.009849211	0.5449686	2.778349
23	0.009994622	-0.006271698	0.0002006294	2.409196
24	0.006171477	-0.009565848	0.5526126	2.964702
25	0.009536605	-0.006454618	0.0003149421	1.847562
26	-0.01027551	0.004339265	0.4728281	0.0009588005
27	0.009911027	0.003887324	2.371903	0.5616097
28	0.002424998	0.009715069	2.730118	0.5611614
29	-0.002352457	0.009205742	1.810115	0.5562254
30	0.005266952	0.007922711	3.011073	0.01222467
31	0.004139659	0.007632843	0.5512206	2.204452
32	0.006848146	0.005020049	2.391677	0.009058705

33	-0.002454002	0.007895972	0.004240453	0.3708277
34	-0.006320518	-0.004380648	2.219911	0.555057
35	0.004489704	-0.006230137	0.0003480076	2.78266
36	0.005597859	0.005095123	2.733567	0.004425051
37	0.005527586	-0.005412474	0.002730651	0.9119638
38	0.006748721	0.002875073	1.237719	0.006469982
39	0.001611342	0.006995006	1.678505	1.109983
40	-0.002705308	0.006820968	0.6750298	0.01087895
41	-0.004432538	0.004668405	0.5619482	1.292808
42	0.004721143	0.0042416	1.105989	1.664529
43	0.002392244	-0.005711983	0.5663688	0.7506984
44	-0.002311681	0.005732613	0.006446883	2.580905
45	0.003900684	0.004653877	0.008625215	1.033085
46	-0.0007116499	-0.005653073	0.5463398	0.5464678
47	-0.00168582	-0.005131927	1.108548	2.769564
48	-0.0005274679	-0.005542024	2.887821	0.5629213
49	-0.005302707	-0.0005643469	2.31498	1.113734
50	2.437464e-05	-0.005907504	0.01794137	3.052665
51	0.002120276	0.004798296	0.5416655	2.399578
52	0.005195049	0.0004298635	0.01160186	1.193141
53	0.003723019	-0.003718405	2.106435	0.002897044
54	0.00442694	0.002068255	0.5509298	1.652958
55	0.002178404	-0.004565658	1.455738	0.004113576
56	-0.004038642	0.002643009	0.5718929	0.3504554
57	0.004429182	0.002020476	3.022365	0.5499385
58	0.004790944	0.001040213	0.03018467	0.564601
59	0.003579619	-0.002885752	1.650619	1.681448
60	0.004510163	-0.0005245935	0.5680369	1.826244
61	0.004115544	0.001828496	0.5563125	0.9136101
62	0.0006027968	-0.004201604	1.076041	0.02475085
63	0.001893998	0.003826673	2.864049	1.091396
64	-0.002610472	-0.003501482	2.687549	1.098544
65	0.004022073	0.0005371821	0.9026085	0.5610106
66	0.003730784	-0.001602418	0.0002814097	1.621924
67	-0.0002251853	0.003876645	1.863427	0.004887461
68	-0.003566143	-0.001880721	1.642309	0.01404024
69	0.00372472	0.001154721	2.054463	0.5709554
70	0.002736752	-0.002800541	0.2537134	3.020129
71	-0.003750876	-0.0004565678	2.613645	0.00963758
72	0.003568773	-0.001033892	0.2812308	0.5551775
73	3.622198e-05	0.003703372	0.5441282	2.573411
74	0.003046235	0.002049052	0.5270617	2.806096
75	-0.002600729	0.00217048	0.1236983	1.114101
76	0.003204569	0.0008886699	0.5212961	3.13876
77	-0.003265682	0.0001271901	0.5070429	1.124013
78	0.002113372	0.002407867	0.01010863	1.949056
79	-0.0003062487	-0.00310419	0.5521369	1.472892
80	0.001770537	-0.002562965	1.136777	1.821197
81	0.003106226	4.368884e-05	2.162862	1.141487
82	-0.002068865	0.002271684	1.989076	1.126303
83	-0.001569108	0.002589861	0.6227746	3.043146
84	-0.002588975	0.001477543	8.175486e-06	1.430689
85	-0.000144888	-0.002981811	1.124416	2.957055
86	0.003008946	0.000303508	1.154122	2.179059

علما ان خطوات خوارزمية نمذجة الصورة النسيجية الرمادية المتماثلة باستخدام انموذج الاشارة الجيبية ذي البعدين وتقديرها باستخدام الطريقة المقترحة هي :

1-قراءة الصورة في الشكل (1) وتحويلها الى مصفوفة من درجة $M \times N$ علما ان الصورة التي تم نمذجتها وتقديرها في هذا البحث هي بحجم 50×50.

2-نمذجة الصورة النسيجية الرمادية المتماثلة باستخدام انموذج الاشارة الجيبية ذي البعدين المعطى وفق الصيغة (1) .

3- تقدير عدد مركبات الاشارة P من خلال معيار BIC [9] اذا كان غير معلوم ولكن في هذا البحث تم افتراض ان P معلومة من خلال المصدر رقم [8] .

4-تقدير معلمات الانموذج $A_k, B_k, \lambda_k, \mu_k, k = 1, \ldots, p$ من خلال الطريقة المقترحة .

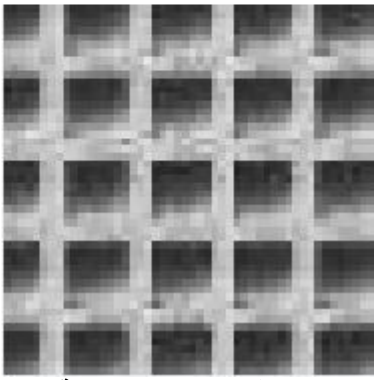
5-ايجاد قيم $y(m,n)$ التقديرية من خلال الصيغة الاتية :

$$\hat{y}(m,n) = \sum_{k=1}^{p} [\hat{A}_k \cos(m\hat{\lambda}_k + n\hat{\mu}_k) + \hat{B}_k \sin(m\hat{\lambda}_k + n\hat{\mu}_k)] \ldots (12)$$

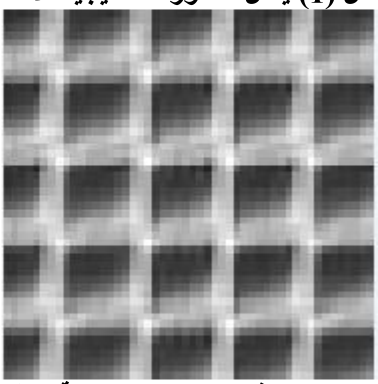
$$m = 1, \ldots, M \;, n = 1, \ldots, N$$

وذلك من خلال تعويض قيم المعلمات المقدرة من الجدول (3) في الصيغة (12) المذكورة اعلاه .

6- رسم قيم $\hat{y}(m,n)$ فنحصل على الصورة النسيجية المقدرة في الشكل (2) .



الشكل (1) يمثل الصورة النسيجية الاصلية



الشكل (2) يمثل الصورة النسيجية المقدرة

من خلال البيانات الحقيقية والتي تمثل الصورة النسيجية الرمادية المتماثلة في الشكل (1) والصورة النسيجية الرمادية المتماثلة المقدرة في الشكل (2) والتي تم تقديرها باستخدام الطريقة المقترحة في هذا البحث نلاحظ أن انموذج الاشارة الجيبية ذا البعدين كفوء جدا في نمذجة صور النسجات الرمادية المتماثلة ، اذ يتطابق النسيج المقدر مع النسيج الاصلي بشكل معقول، كما يدل ذلك على جودة التقدير لهذه الطريقة المقترحة في تقدير معلمات هذا الانموذج . وأن الانموذج من الممكن تقديره بدرجة عالية وذلك لاننا نقوم بتقدير معلمات الانموذج بشكل متسلسل ، والا فانه كاد أن يكون مهمة صعبة في حالة تقدير كافة المعلمات في وقت واحد .

5- الاستنتاجات:

1-في هذا البحث تم اقتراح طريقة كفوءة لتقدير المعلمات في انموذج الاشارة الجيبية ذي البعدين والتي تمتاز بانها لا تحتاج الى القيم البدائية لغرض تقدير معلمات الانموذج وهذا ما يميزها على كافة طرائق التقدير العددية الاخرى التي لا تعمل بدون اعطاء قيم بدائية والتي يصعب تخمينها في حالة كون عدد مركبات الاشارة $p \geq 2$.

2-من خلال نتائج المحاكاة تبين أن طريقة مقدرات **Deferential Evaluation** المتسلسلة قد اعطت نتائج مرضية جدا في تقدير معلمات انموذج الاشارة الجيبية ذي البعدين من حيث اعطائها معدل تقديرات قريب من القيم الحقيقية للمعلمات .

3-من خلال البيانات الحقيقية التي تمثل الصورة النسيجية الرمادية المتماثلة و الصورة النسيجية الرمادية المتماثلة المقدرة تم التوصل الى كفاءة انموذج الاشارة الجيبية ذو البعدين في نمذجة هذا النوع من الصور الرمادية ، والذي كان واضحا من خلال رسم الصورة المقدرة في الشكل (2) والتي لا يمكن تميز الفرق بصريا بينها وبين الصورة الحقيقية في الشكل (1) ، والذي يدل على جودة التقدير لهذه الطريقة المقترحة في تقدير معلمات انموذج الاشارة الجيبية ذي البعدين .

6- التوصيات والدراسات المستقبلية :

1. اقتراح تطوير الطريقة التي تم اقتراحها من قبلنا في هذا البحث لتقدير معلمات انموذج الجيبية ثلاثي البعد والذي يمكن استخدامه لنمذجة الصور النسيجية الملونة ، وفي عمليات الاشارات الاحصائية .
2. تطبيق الطريقة المقترحة التي تم تناولها في هذا البحث في مجالات اخرى مثل الصور الطبية التي تنطبق عليها المواصفات المذكورة والتي يمكن للانموذج أن يمثلها او على صور بيانات الزلازل .
3. استخدام خوارزمية **Deferential Evaluation** في ايجاد مقدرات حصينة لمعلمات انموذج الاشارة الجيبية ذي البعدين ومقارنتها مع طرائق اخرى .

References:

1- Francos, J. M., Meiri, A. Z. and Porat, B. (1993)," A united texture model based on a 2-D Wold like decomposition", IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 41, pp. 2665-2678.

2- Kundu , D ., and Nandi , S .(2006) , "On discrete-domain multidimensional sinusoidal models" , Statistics, Vol. 40, No. 2, PP.129–147.

3- Kundu, D. and Nandi, S.(2003), "Determination of Discrete Spectrum in a Random Field", Statistica Neerlandica, Vol. 57, No. 2, pp. 258-283.

4- Kundu, D. and Nandi, S.(2012) ," Statistical signal processing, Frequency estimation", Springer Briefs in Statistics, Springer, New Delhi.

5- Nandi, S. (2012), " Estimation of parameters of two-dimensional sinusoidal signal in heavy-tailed errors", Journal of Statistical Planning and Inference, Vol. 142, pp. 2799-2808.

6- Nandi, S., Kundu, D., and Srivastava, R.K.(2013)," Noise space decomposition method for two- dimensional sinusoidal model", Comput. Statist. Data Anal., Vol. 58, pp. 147-161.
7- Nandi, S., Prasad, A., &Kundu, D. (2010)," An efficient and fast algorithm for estimating the parameters of two-dimensional sinusodial signals", Jorunal of Statistical Planning and Inference, Vol. 140, pp.153–168.
8- Prasad, A., & Kundu, D. (2009)," Modeling and estimation of symmetric color textures", Sankhya Series B, Vol.71, pp. 30–54.
9- Prasad, A., Kundu, D. & Mitra, A. (2012)," Sequential estimation of two dimensional sinusoidal models", Journal of Probability and Statistical Science, Vol. 10, No. 2, pp. 161-178.
10- Prasad, A., Kundu, D. and Mitra, A. (2008), "Sequential estimation of the sum of sinusoidal model parameters", Journal of Statistical Planning and Inference, vol.138, pp. 1297 - 1313.
11- Storn, R., and Price, K. (1997), “Differential Evolution - A Simple and Efficient Heuristic for Global Optimization over Continuous Spaces”, Journal of Global Optimization, Vol. 11, Issue.4, pp. 341–359.
12- Zhang, H., & Mandrekar, V. (2001),"Estimation of hidden frequencies for 2D stationary processes", Journal of Time Series Analysis, Vol. 22, pp. 613–629.

Estimation of parameters of two-dimensional sinusoidal signal model by employing Deferential Evaluation algorithm and the use of Sequential approach in estimation

Abstract:

Estimation the unknown parameters of a two-dimensional sinusoidal signal model is an important and a difficult problem , The importance of this model in modeling Symmetric gray- scale texture image . In this paper, we propose employment Deferential Evaluation algorithm and the use of Sequential approach to estimate the unknown frequencies and amplitudes of the 2-D sinusoidal components when the signal is affected by noise. Numerical simulation are performed for different sample size, and various level of standard deviation to observe the performance of this method in estimate the parameters of 2-D sinusoidal signal model , This model was used for modeling the Symmetric gray scale texture image and estimating by using proposed method, we have conclude that the 2-D Sinusoidal signal model can be effectively used to model symmetric gray- scale texture image and The efficiency of the proposed method to estimate model parameters.

Keywords: **Two dimension sinusoidal signal model, sequential Deferential Evaluation estimators method, Symmetric gray scale texture image.**