

Study the Effect of the Measurement Matrix on Compressive Sensing Performance of the Fused Images over Wireless Multimedia Sensor Networks

Dr. Mothanna al-Kubeilyuyjh^{*}
Dr. Ghadi Mahmoudi^{**}
Doaa Mahmoud^{***}

(Received 7 / 7 / 2019. Accepted 29 / 8 / 2019)

□ ABSTRACT □

Wireless Multimedia Sensor Networks (WMSNs) have been widely used in many practical applications. Data reduction techniques such as image fusion and compression are useful in eliminating data redundancy and reducing transmission power. Compression using the Compressive Sensing (CS) technique is characterized by low complexity of its implementation in the sensor nodes, and this fits the limited resources of these nodes.

In this research, we study the case of fusing two images taken from two sensor nodes with overlapping field of view. The fused image is compressed using compressive sensing on the base of three different types of measurement matrices: Gaussian matrix, Toeplitz matrix and Scrambled Block Hadamard Ensemble (SBHE). The performance of these matrices is compared in relation to different parameters that evaluate the quality of the reconstructed image and the power consumption at different numbers of measurements. The results show that the adoption of SBHE ensures lower energy consumption compared with the adoption of Gaussian matrix or Toeplitz matrix at different compression ratios. Nevertheless, SBHE allowed the best quality of the reconstructed image compared to the other two matrices.

Keywords: Wireless Multimedia Sensor Networks, Image Fusion, Compressive Sensing, Measurement Matrices.

^{*}Associate Professor, Department of Communication & Electronics, Faculty of mechanical & Electrical Engineering, Tishreen University, Lattakia, Syria.

^{**}Assistant Professor, Department of Communication & Electronics, Faculty of mechanical & Electrical Engineering, Tishreen University, Lattakia, Syria.

^{***}Postgraduate Student (Master), Department of Communication & Electronics, Faculty of mechanical & Electrical Engineering, University of Tishreen, Lattakia, Syria.

دراسة تأثير مصفوفة القياس على أداء التحسس المضغوط للصور المدمجة في شبكات الحساسات اللاسلكية الداعمة للوسائط المتعددة

د. مثنى القبيلي*

د. غادي محمودي**

دعاء محمود***

(تاريخ الإيداع 7 / 7 / 2019. قُبِلَ للنشر في 29 / 8 / 2019)

□ ملخّص □

تُستخدم شبكات الحساسات اللاسلكية الداعمة للوسائط المتعددة بشكلٍ واسع في العديد من التطبيقات العملية. تفيد تقنيات تخفيض المعطيات كدمج الصور والضغط في إزالة الفائض من البيانات المكررة وتخفيض طاقة الإرسال في هذه الشبكات. يتميز الضغط باستخدام تقنية التحسس المضغوط بانخفاض تعقيد تنفيذه في العقد الحساسة، وهذا ما يلائم محدودية الموارد في هذه العقد.

تمت الاستفادة، في هذا البحث، من دمج صورتين ملتقطتين من عقدتين حساستين تملكان حقلي رؤية متراكبين. تم ضغط الصورة الناتجة عن الدمج باستخدام التحسس المضغوط اعتماداً على ثلاثة أنواع مختلفة من مصفوفات القياس وهي: المصفوفة الغوصية، ومصفوفة تويبلتز ومصفوفة هادامارد الكتلية الممزوجة SBHE. قورن أداء هذه المصفوفات اعتماداً على بارامترات مختلفة تقم جودة الصورة المستعادة واستهلاك الطاقة وذلك عند عددٍ مختلف من القياسات. تظهر النتائج أنّ اعتماد مصفوفة هادامارد الكتلية الممزوجة يضمن استهلاك طاقة أقل مقارنةً مع اعتماد المصفوفة الغوصية أو مصفوفة تويبلتز وذلك عند مختلف نسب الضغط. رغم ذلك أتاحت مصفوفة هادامارد الكتلية الممزوجة أفضل جودة للصورة المستعادة مقارنةً مع المصفوفتين الأخرتين.

الكلمات المفتاحية: شبكات الحساسات اللاسلكية الداعمة للوسائط المتعددة، دمج الصور، التحسس المضغوط، مصفوفات القياس.

* أستاذ مساعد - قسم هندسة الاتصالات والالكترونيات - كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية - جامعة تشرين - اللاذقية - سورية.

** مدرس - قسم هندسة الاتصالات والالكترونيات - كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية - جامعة تشرين - اللاذقية - سورية.

*** طالبة دراسات عليا (ماجستير) - قسم هندسة الاتصالات والالكترونيات - كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية - جامعة تشرين - اللاذقية - سورية.

مقدمة:

توجهت الكثير من الأبحاث مؤخراً نحو شبكات الحساسات اللاسلكية الداعمة للوسائط المتعددة Wireless Multimedia Sensor Networks (WMSNs)، وذلك لتتنوع التطبيقات التي تدعمها وإمكانية استخدامها في مجالات عديدة كالتطب والصناعة والبيئة والمجال العسكري، وغيرها من المجالات الحيوية الهامة. تتكون هذه الشبكات من عددٍ من أجهزة الاستشعار التي تدعى العقد الحساسة. تمتاز هذه العقد بحجمها الصغير 1 وتغذيتها الذاتية إضافةً لتزويدها بكاميرات وميكروفونات من أجل التقاط معلومات عن الظاهرة المدروسة كالصوت والصور والفيديو. تنقل العقد الحساسة المعلومات التي حصلت عليها لاسلكياً إلى المحطة الرئيسية sink، والتي تقوم بإيصال المعلومات عن الظاهرة إلى المستخدم إما عبر الانترنت أو عبر الأقمار الصناعية [1,2].

يعدُّ استهلاك الطاقة وعرض الحزمة من العوامل الأساسية التي تحدّد زمن حياة العقد الحساسة. وبالمقارنة مع الحساسات التقليدية كحساسات الحرارة والرطوبة، تنتج الكاميرا كميةً كبيرةً من المعلومات، مما يبرز أهمية الاستفادة من أساليب معالجة الصور كالدمج والضغط في استخلاص المعلومات المفيدة وإرسال هذه المعلومات فقط [3].

ظهرت مؤخراً تقنية التحسس المضغوط Compressive Sensing (CS) كتقنية للضغط، وقد تلقّت الكثير من الاهتمام نظراً لانخفاض التعقيد في مرحلة الضغط على خلاف المهمة المعقدة المتمثلة بإعادة البناء، وهذا ما يناسب شبكات الحساسات اللاسلكية ذات الموارد المحدودة [4].

أهمية البحث وأهدافه:

تتجلى أهمية البحث في الاستخدام الواسع لشبكات الحساسات اللاسلكية الداعمة للوسائط المتعددة في شتى المجالات، وأهمية عرض الحزمة ووحدة الطاقة التي تؤمن التغذية لجميع وحدات العقدة الحساسة. كما تبرز أهمية البحث في تطبيق التحسس المضغوط كتقنية ضغط تضمن انخفاض التعقيد من جهة العقدة الحساسة، وكذلك تطبيق دمج الصور الذي يخفّض الفائض من البيانات المكررة ويؤمن مشهداً أوسع لتطبيق المراقبة مما يتيح فهماً أفضل مقارنةً مع الصور المنفصلة. وبالنتيجة يهدف البحث إلى تأمين مشهد أوسع للمنطقة المدروسة وإطالة عمر الشبكة من خلال تخفيض استهلاك الطاقة الأمر الذي يعدّ بالغ الأهمية خصوصاً في التطبيقات التي يصعب فيها الوصول إلى العقد الحساسة واستبدال البطاريات.

طرائق البحث ومواده:

استُخدمت لغة MATLAB [5]، من أجل برمجة جميع خطوات البحث، وكذلك لإظهار النتائج المتعلقة بهذه الدراسة سواء أكانت صوراً تمثّل نتائج تطبيق دمج الصور والتحسس المضغوط، أو منحنيات بيانية تعبّر عن البارامترات الواصفة لجودة الصور المستعادة. تمّ التكرار 22 مرة وحساب متوسط نتائج التكرارات.

نفترض في دراستنا أنّ الشبكة متوسطة الحجم بتوزعها الجغرافي ومتجانسة Homogeneous، ومتوسطة كثافة العقد الحساسة Medium density. كل عقدة حساسة مزودة بكاميرا واحدة فقط ونموذج نشر العقد الحساسة محدد Uniform spreading (Deterministic).

اعتمدنا في حساب النتائج على العقدة TelosB [6,7,8]، وقورنت النتائج اعتماداً على بارامترات متعلّقة باستهلاك الطاقة وأخرى متعلّقة بجودة الصورة المستعادة.

1. الدراسات المرجعية:

يُظهر الجدول (1) الأفكار الرئيسية التي تقدّمها الدراسات المرجعية والسلبيات التي تعاني منها من وجهة نظرنا.

الجدول (1): ملخص الدراسات المرجعية

الدراسة	الفكرة الرئيسية	السلبيات
[8]	تهدف الدراسة إلى ضغط الفيديو باستخدام تقنية التحسس المضغوط.	عدم استثمار التعاون بين عقد الشبكة من ناحية الدمج.
[9]	تهدف الدراسة إلى دمج الصور متعددة زوايا الرؤية وضغط الصورة الناتجة عن الدمج باستخدام Set Partitioning In Hierarchical Trees (SPIHT).	عدم استخدام تقنية التحسس المضغوط. عدم حساب مقدار الطاقة المستهلكة.
[10]	تهدف الدراسة إلى دمج صورتين ملتقطتين بواسطة كاميرتين في عقدة الحساس وضغط الصورة الناتجة عن الدمج باستخدام SPIHT بأسلوب شريط-شريط strip-by-strip.	عدم استخدام تقنية التحسس المضغوط. عدم حساب مقدار الطاقة المستهلكة. الحمل الزائد على العقدة الحساسة نتيجة تزويدها بكاميرتين.
[11]	تهدف الدراسة إلى مقارنة طرق مختلفة لدمج الصور متعددة التركيز.	عدم دراسة تخفيض الفائضية داخل الصورة باستخدام الضغط. تطبيق الدمج على المشهد نفسه.
[12]	تهدف الدراسة إلى إيجاد الطريقة الأفضل لدمج الصور متعددة التركيز اعتماداً على التحويل التجيبي المتقطع.	عدم دراسة تخفيض الفائضية داخل الصورة باستخدام الضغط. عدم حساب مقدار الطاقة المستهلكة. تطبيق الدمج على المشهد نفسه.
[13]	تهدف الدراسة إلى ضغط الصور اعتماداً على تقنية التحسس المضغوط.	عدم استثمار التعاون بين عقد الشبكة من ناحية الدمج.
[14]	تهدف الدراسة إلى دمج الصور متعددة النمط بعد تنفيذ مرحلة الضغط باستخدام تقنية التحسس المضغوط.	تطبيق الدمج على المشهد نفسه. عدم حساب مقدار الطاقة المستهلكة.
[3]	تهدف الدراسة إلى دمج الصور متعددة التركيز بعد تنفيذ مرحلة الضغط باستخدام تقنية التحسس المضغوط.	تطبيق الدمج على المشهد نفسه. عدم حساب مقدار الطاقة المستهلكة.
[15]	تهدف الدراسة إلى دمج الصور متعددة النمط بعد تنفيذ مرحلة الضغط باستخدام تقنية التحسس المضغوط في شبكات الحساسات غير المتجانسة.	تطبيق الدمج على المشهد نفسه. عدم حساب مقدار الطاقة المستهلكة.

بملاحظة الملخص السابق يتبين عدم وجود دراسة شاملة لاستهلاك الطاقة لدى الاستفادة من تقنيات تخفيض المعطيات المتمثلة في دمج الصور والضغط باستخدام تقنية التحسس المضغوط.

2. التحسس المضغوط:

يؤكد مبدأ شانون-نايكويست على إمكانية إعادة بناء أي إشارة متغيرة مع الزمن ومحدودة الحزمة بدقة، وذلك بأخذ عينات من الإشارة بمعدل يساوي على الأقل ضعف أعلى مركبة ترددية فيها [16]. تلي مرحلة أخذ العينات في الطرق التقليدية التي تتبع هذا المبدأ عملية ضغط المعطيات من أجل التخزين أو الإرسال. تعتمد عملية الضغط هذه بشكل أساسي على التخلص من جزء من المعطيات المحصلة أصلاً والتي تسمى بالمعلومات الفائضة، مما يخلق كفاءة منخفضة في العديد من التطبيقات العملية [17].

بخلاف ما سبق، يقدم التحسس المضغوط بعداً جديداً لنظرية أخذ العينات، ونهجاً جديداً لتحصيل البيانات يتخطى مبدأ شانون-نايكويست العام، ويعالج انخفاض الكفاءة التي يفرضها هذا المبدأ من خلال جمع فعالٍ لعمليتي أخذ العينات والضغط. يستبدل التحسس المضغوط فك الضغط التقليدي بخوارزميات إعادة البناء والتي تستغل بنية البيانات [18]. يقوم التحسس المضغوط بالحصول على نسخة مضغوطة للإشارة المدروسة من خلال أخذ عددٍ قليل من القياسات الخطية غير المتكيفة، ويعتمد بشكل أساسي على التبعر sparsity والذي يتعلّق بالإشارة المدروسة [18,19].

2-1. التبعر:

ظهر مفهوم التبعر منذ فترة طويلة في مجال معالجة الإشارة وتمت الاستفادة منه في تطبيقات عديدة كإزالة الضجيج، واختيار النموذج، ونظرية التخمين الإحصائي وفي دراسة النظام المرئي البشري. نقول عن الإشارة x بأنها مبعثرة بمستوى k (k -sparse) عند امتلاكها k قيمة غير صفرية على الأكثر بينما تكون باقي القيم صفرية. يمكن وصف تبعر الإشارة x رياضياً باستخدام المعيار l_0 norm كالآتي [18]:

$$\|x\|_{l_0} = \#\{i : x(i) \neq 0\} \leq k, \quad (1)$$

حيث يشير $\#$ إلى عدد العناصر في المجموعة.

لا تكون الإشارة المدروسة في معظم الأحيان مبعثرة، ولكنها تقبل بتمثيلٍ مبعثر دقيق أو تقريبي في أساس ما، والذي يعدّ أحد نماذج تمثيل الإشارة. تدعى مجموعة الأشعة $\{\psi_i\}_{i=1}^N$ أساساً للفضاء الشعاعي الحقيقي R^N إذا كانت هذه الأشعة قادرة على توليد هذا الفضاء، إضافةً إلى تحقيقها خاصية الاستقلال الخطي. أي لا يمكن التعبير عن أي من هذه الأشعة كتركيب خطي للأشعة الأخرى، وبالنتيجة تكون المجموعة بعدها الأدنى [19,20].

تملك أي إشارة مقطعة في مجال الزمن، أحادية البعد وذات قيم حقيقية $x \in R^N$ معاملات فريدة $\{s_i\}_{i=1}^N$ وذلك لدى تمثيلها باستخدام الأساس $\Psi := \{\psi_i\}_{i=1}^N$ كما يظهر في العلاقة رقم (2) [18]:

$$x = \sum_{i=1}^N s_i \psi_i = \Psi s \quad (2)$$

حيث تمثل x الإشارة في مجال الزمن بينما تمثل s شعاع معاملات الإشارة في الأساس Ψ . نقول عن الإشارة بأنها مبعثرة بمستوى k في الأساس Ψ عند امتلاكها k معامل غير صفري على الأكثر $\|s\|_{l_0} \leq k$ ، وتكون قابلة للضغط عند امتلاكها عدداً كبيراً من المعاملات ذات القيمة الصغيرة بما يكفي لتجاهلها ووصف الإشارة بدقة معينة باستخدام k معامل غير صفري فقط [18,20-22].

2-2. النموذج الرياضي للتحسس المضغوط:

1-2-2. نموذج الضغط Compression model: نعتبر الإشارة المدروسة x مقطعة في مجال الزمن وذات بعد $N \times 1$. يتم استخدام مصفوفة Φ ذات حجم $M \times N$ تدعى مصفوفة القياس من أجل الحصول على M قياس، وحيث $M \ll N$. يمكن تمثيل عملية الحصول على القياسات رياضياً باستخدام العلاقة رقم (3):

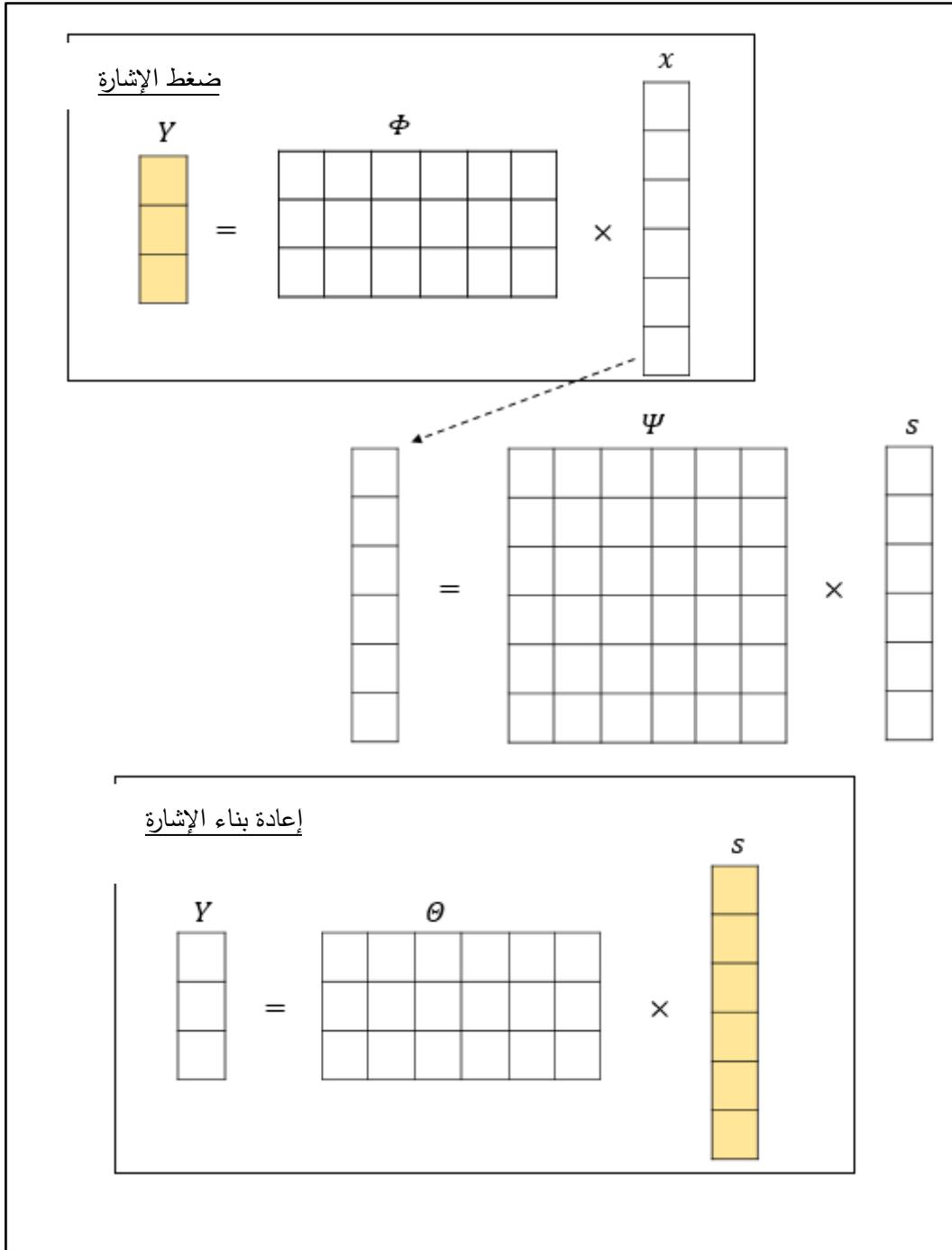
$$Y = \Phi x \quad (3)$$

$$y_i = \varphi_i x = \sum_{n=1}^N \varphi_n x_n ; 1 \leq i \leq M$$

حيث يمثل الشعاع φ_i السطر رقم i في مصفوفة القياس، ويمثل الشعاع Y شعاع القياسات ذو البعد $M \times 1$ [18].
2-2-2. نموذج إعادة البناء Reconstruction model: يستخدم التحسس المضغوط في جهة الاستقبال خوارزمية غير خطية لإعادة بناء الإشارة الأصلية. تتطلب هذه الخوارزمية معرفة المجال الأصلي أو مجال التحويل الذي تكون فيه الإشارة مبعثرة أو قابلة للضغط، لذا يمكن التعبير عن شعاع القياسات بدلالة الشعاع المبعثر s باستخدام العلاقة رقم (4):

$$Y = \Phi \Psi s = \Theta s \quad (4)$$

حيث تمثل Θ مصفوفة إعادة البناء reconstruction matrix ذات الحجم $M \times N$. يمتلك نظام المعادلات الخطية الممثل بالعلاقة رقم (4) عدداً لانهائياً من الحلول، حيث أنّ عدد المعادلات أقل من عدد المجاهيل، لذلك لا بدّ من وضع بعض الشروط لتقييد الحل. تعتمد خوارزميات إعادة البناء في مجال التحسس المضغوط على فرضية تبعثر الشعاع s من أجل إعادة بنائه ومن ثمّ تنفّذ التحويل العكسي للأساس بهدف بناء الإشارة الأصلية. يوضح الشكل رقم (1) عمليتي ضغط الإشارة وإعادة بنائها وفق التحسس المضغوط [16].



الشكل (1): الضغط وإعادة البناء في التحسس المضغوط

3-2. مصفوفة القياس:

يجب أن تحقق مصفوفة القياس عند تصميمها الشروط الآتية:

- (1) استقلالية البيانات Data Independence: يجب أن يتم إنشاء مصفوفة القياس دون الاعتماد على أي معرفة مسبقة بالبيانات المراد ضغطها [23].

(2) عدم التماسك Incoherence: يعتمد التحسس المضغوط، إضافةً إلى مبدأ التبعر، على عدم التماسك بين مصفوفة القياس وأساس التمثيل Ψ . يعني عدم التماسك أنه على خلاف الإشارة قيد الدراسة، تملك أسطر مصفوفة القياس تمثيلاً كثيفاً للغاية في Ψ . في حال وجود تماسك بين مصفوفة القياس وأساس التمثيل، ستكون الخوارزمية في جهة الاستقبال عاجزةً عن إعادة بناء شعاع مبعثر مميز وذلك من شعاع القياسات الناتج عن عملية الضغط [16,18,19,21,24].

(3) خاصية تساوي الأبعاد المقيدة (RIP) Restricted Isometry Property: يرتبط مبدأ عدم التماسك بخاصية مكافئة تدعى خاصية تساوي الأبعاد المقيدة. تتعلق هذه الخاصية بمصفوفة إعادة البناء، وتقوم بتحديد الشروط الكافية التي تضمن إعادة بناء دقيق للشعاع المبعثر من أجل خوارزميات إعادة البناء المختلفة. عند تحقيق خاصية الـ RIP، تقوم مصفوفة القياس بحفظ أجزاء المعلومات الهامة في الإشارة المراد ضغطها، وبالنتيجة لا يمكن أن يكون الشعاع المبعثر معاد البناء في الفضاء الفارغ للمصفوفة θ [19,24].

ولإظهار تأثير مصفوفة القياس تمت مقارنة أداء ثلاثة أنواع مختلفة من مصفوفات القياس وهي:

➤ المصفوفة الغوصية: وهي مصفوفة عشوائية ليس لها بنية محددة حيث تكون عناصرها مستقلةً ومأخوذةً بشكلٍ عشوائي من التوزيع الطبيعي.

➤ مصفوفة تويبلتز: وهي مصفوفة نصف محددة حيث يتم توليد العمود الأول والسطر الأول للمصفوفة بشكلٍ عشوائي، ومن ثمّ تحديد بقية عناصر المصفوفة بالأخذ بالحسبان أنّ أقطار مصفوفة تويبلتز ثابتة. يبين الشكل (2) مصفوفة تويبلتز بحجم $n \times n$.

$$\begin{bmatrix} t_0 & t_{-1} & t_{-2} & \dots & t_{-(n-1)} \\ t_1 & t_0 & t_{-1} & & \\ t_2 & t_1 & t_0 & & \vdots \\ \vdots & & & \ddots & \\ t_{n-1} & & & \dots & t_0 \end{bmatrix}$$

الشكل (2): الشكل العام لمصفوفة تويبلتز

➤ مصفوفة هادامارد الكتلية الممزوجة: وهي مصفوفة عشوائية مبنية، يتم تشكيلها بالأخذ بعين الاعتبار أنّ عناصر القطر الرئيسي عبارة عن مصفوفة هادامارد بحجم 8×8 . بعد ذلك يتم إعادة ترتيب الأعمدة بشكلٍ عشوائي واختيار عددٍ من الأسطر بشكلٍ عشوائي أيضاً [25-27].

2-4. خوارزميات إعادة البناء:

تقسم الخوارزميات المستخدمة في إعادة البناء شعاع الحل المبعثر في التحسس المضغوط إلى صنفين رئيسيين [16]:

(1) Convex relaxation algorithms: يقوم هذا الصنف من الخوارزميات بحل مشكلة أمثلة محدبة عبر البرمجة الخطية من أجل تنفيذ عملية إعادة البناء. إنّ عدد القياسات المطلوب لإعادة البناء الدقيق صغير، ولكن سيئة هذه الطرق أنّها معقدة حسابياً. الخوارزميات الأكثر شيوعاً في هذا الصنف (BP) Basis Pursuit و Basis Pursuit De-Noiseing (BPDN).

(2) Greedy iterative algorithms: يقوم هذا الصنف من الخوارزميات بحل مشكلة إعادة البناء عبر إيجاد الجواب خطوةً بخطوةً بأسلوبٍ تكراري. الخوارزمية الأكثر استخداماً في هذا الصنف هي Orthogonal Matching

Pursuit (OMP) وذلك بسبب تكلفة التنفيذ المنخفضة والسرعة العالية في إعادة البناء وذلك عندما تكون الإشارة المدروسة مبعثرة بشكل كافٍ.

تم استخدام خوارزمية Basis Pursuit (BP) لاسترداد شعاع المعاملات المبعثر للصورة المستعادة نظراً لطلبها عدداً أقل من القياسات مقارنةً مع الخوارزميات الأخرى وهو ما يناسب هذا النمط من الشبكات.

3. دمج الصور:

يعد دمج الصور Image fusion أحد أهم فروع دمج المعطيات، ويتضمن دمجاً لصورتين أو أكثر لتشكيل صورة مجمعة واحدة وذلك باستخدام خوارزميات الدمج [12]. يهدف الدمج إلى تخفيض حجم البيانات من خلال جمع المعلومات المفيدة من صور مصدر أو عدة مصادر في الصورة المدمجة، والتي ستكون أكثر ملاءمةً لغرض الإدراك المرئي البشري، ولمزيد من مهام معالجة الصورة [28]. يمكن تصنيف دمج الصور تبعاً للغرض من الدمج إلى الأنواع الآتية:

(1) دمج الصور المتعددة زمنياً Multi-temporal Images Fusion: يتم فيه دمج الصور التي التقطت لنفس المشهد في أوقاتٍ مختلفة، بهدف الكشف عن التغيرات أو لتأليف صورٍ واقعيةٍ للأجسام التي لم يتم تصويرها في الوقت المرغوب [28,29].

(2) دمج الصور متعددة النمط Multi-model Images Fusion: يتم فيه دمج الصور التي التقطت للمشهد ذاته بواسطة حساسات ذات أنماطٍ مختلفة مثل الصور المرئية وصور الأشعة تحت الحمراء. يهدف هذا النوع للوصول إلى استنتاجاتٍ غير مرئية في حساسٍ واحد [28,29].

(3) دمج الصور متعددة التركيز Multi-focus Images Fusion: يتم فيه دمج صور المشهد المأخوذة بأطوالٍ بؤريةٍ مختلفة. على سبيل المثال، تركز بعض الصور على الواجهة بينما تركز الأخرى على الخلفية. يسعى هذا النوع للحصول على صورةٍ واحدة ذات تركيزٍ يشمل جميع الأجسام في المشهد [28-30].

(4) دمج الصور متعددة زوايا الرؤية Multi-view Images Fusion: يتم فيه دمج الصور ذات النمط نفسه والمأخوذة في الوقت نفسه لنفس المشهد ولكن من حساساتٍ بزوايا رؤيةٍ مختلفة، بهدف تأمين مشهدٍ أوسع للمنطقة المرغوبة [28-30].

(5) دمج الصور من أجل الترميم Images Fusion for Restoration: ينفذ الدمج في هذا النوع من أجل معالجة الصور التي قلت جودتها بسبب الضجيج أو ضبابية الحركة أو عدم تطابق الكاميرا [29,31]. تم في بحثنا تنفيذ دمج الصور متعددة زوايا الرؤية، والذي يتوافق مع متطلبات معظم تطبيقات شبكات الحساسات اللاسلكية الداعمة للوسائط المتعددة.

4. بارامترات تقييم الأداء المعتمدة:

لقد اعتمدنا في تقييم نتائج البحث بارامترات متعلقة بمقدار الطاقة المستهلكة في عقدة الحساس، وأخرى متعلقة بجودة الصورة المستعادة.

4-1. البارامترات المعتمدة لتقييم استهلاك الطاقة: تتكون الطاقة المستهلكة في عقدة الحساس من طاقة الاتصال وطاقة الحساب.

4-1-1. طاقة الاتصال: تتألف من طاقة الاستقبال وطاقة الإرسال. يتم حساب طاقة الاتصال نظرياً بالأخذ بالحسبان مواصفات التيار I والجهد V لعقدة TelosB والزمن t اللازم لإرسال رزمة بحجم 128 بايت على وصلة ذات معدل 250Kbps والذي يساوي تقريباً $1/250$ s كالاتي [7,8]:

❖ طاقة الاستقبال للبت الواحد تحسب بالعلاقة رقم (5):

$$E_{rx} = (t \times I_r \times V) / 1024 \text{ J} \quad (5)$$

❖ طاقة الارسال للبت الواحد تحسب بالعلاقة رقم (6):

$$E_{tx} = (t \times I_t \times V) / 1024 \text{ J} \quad (6)$$

4-1-2. طاقة الحساب: وهي مجموع طاقة الدمج وطاقة توليد مصفوفة القياس وطاقة الحصول على القياسات.

❖ طاقة الدمج المستهلكة في الحصول على الصورة المدمجة بحجم $R \times C$ حيث تتم قراءة إحدى الصورتين والصورة الأخرى دون منطقة التراكم تحسب بالعلاقة رقم (7):

$$E_f = (R \times C \times e_{read}) + (R \times C \times e_{write}) \quad (7)$$

❖ الطاقة المستهلكة لتوليد مصفوفة القياس بحجم $M \times 64$ تحسب باستخدام العلاقات (10)-(12) كما يظهر في الجدول رقم (2).

الجدول (2): الطاقة المستهلكة لتوليد مصفوفات القياس الثلاثة المدروسة

$E_G = (M \times 64) \times e_{write} + (M \times 64) \times e_{read}$ (8)	مصفوفة Gaussian
$E_T = (64 \times 2 - 1) \times e_{write} + (64 \times 2 - 1) \times e_{read}$ (9)	مصفوفة Toeplitz
$E_S = (8 \times 8) \times e_{read}$ (10)	مصفوفة SBHE

❖ الطاقة المستهلكة لتنفيذ التحسس المضغوط والحصول على عدد قياسات M من N عينة تحسب بالعلاقة رقم (11) [7]:

$$E_M = (M \times N \times e_{mul}) + (M \times (N - 1) \times e_{add}) \quad (11)$$

4-2. البارامترات المعتمدة لتقييم جودة الصورة المستعادة: تمت دراسة مجموعة من بارامترات التقييم الموضوعية Objective والشخصية Subjective وهي:

4-2-1. نسبة الإشارة إلى الضجيج العظمى (PSNR) Peak Signal to Noise Ratio: مقياس رياضي يستخدم لتقييم مدى التشابه بين الصورة الأصلية والصورة المستعادة، وتزداد قيمته كلما كانت الصورتان متشابهتان، ويعبر عن هذا البارامتر بالعلاقة رقم (12) [12,32]:

$$PSNR \text{ (dB)} = 10 \log_{10} \left(\frac{l^2}{MSE} \right) \quad (12)$$

$$MSE = \frac{1}{R \times C} \sum_{r=0}^{R-1} \sum_{c=0}^{C-1} (X(r, c) - U(r, c))^2$$

حيث أن Mean Square Error (MSE) هو متوسط مربع الخطأ بين البكسلات المتقابلة في كل من الصورة الأصلية X والصورة المستعادة U ، وحيث R, C تمثلان عدد الأسطر والأعمدة في الصورة على التوالي، و l هو عدد السويات اللونية الممكنة في الصورة.

4-2-2. مقياس دليل التشابه البنيوي (SSIM) Structural Similarity Index Measure: نظراً لكون PSNR مقياساً موضوعياً بحتاً لا يأخذ بالحسبان أي خصائص للنظام البصري البشري، وجدت مقاييس موضوعية أخرى لكن تراعي ذلك كمقياس SSIM والذي يعبر عنه بالعلاقة رقم (13) [32]:

$$SSIM = \frac{(2\mu_x\mu_u + c_1)(2\sigma_{xu} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_u^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_u^2 + c_2)} \quad (13)$$

حيث تمثل μ_y و μ_u القيمة الوسطية للصورة الأصلية والمستعادة على التوالي. وتمثل σ_y و σ_u الانحراف المعياري للصورة الأصلية والمستعادة على التوالي، σ_{xu} التباين بين الصورتين، و c_1 و c_2 ثوابت في العلاقة. يملك SSIM قيمة عشرية بين الصفر والواحد، حيث تعني قيمة الصفر عدم وجود أي تشابه بين الصورة المستعادة والصورة الأصلية بينما تعني قيمة الواحد التطابق التام بينهما [32].

4-2-3. مقياس درجة الرأي المتوسطة (MOS Mean Opinion Score (MOS): تستخدم إضافة إلى المقاييس الموضوعية المذكورة سابقاً مقاييس شخصية تعتمد على تقييم رضا واستحسان المستخدم للخدمة البصرية المقدمة له من وجهة نظر نفسية وبصرية. من الأمثلة النموذجية على المقاييس الشخصية مقياس درجة الرأي المتوسطة الذي تم طرحه من قبل الاتحاد الدولي للاتصالات [33,34]. يتم وفق هذا المقياس إجراء استبيان لتقييم جودة النظام بشكل شخصي من متوسط آراء مجموعة من المستخدمين حيث يقيم كل مستخدم الخدمة وفق مقياس ذو عدد محدد من المستويات. تتطلب المقاييس الشخصية وقتاً وجهداً وقد تكون مكلفةً وغير قابلة للتطبيق في الزمن الحقيقي مقارنةً مع المقاييس الموضوعية، لذا تم إيجاد آلية تعتمد على مقياس SSIM الموضوعي لتخمين درجة الرأي المتوسطة [35] كما يوضح الجدول رقم (3).

الجدول (3): تخمين درجة الرأي المتوسطة MOS اعتماداً على المقياس SSIM

الجودة المرئية	MOS	SSIM
ممتازة	5	> 0.99
جيدة	4	0.95 - 0.99
متوسطة	3	0.88 - 0.95
مقبولة	2	0.5 - 0.88
سيئة	1	0.5

4-2-4. التقييم المرئي: يتم تقييم جودة الصور المستعادة بشكل شخصي من خلال استعراضها بشكل مباشر.

النتائج والمناقشة:

5-1. سيناريو العمل:

تم اختيار صورتين ذات تدرج رمادي ملتقطتين بواسطة عقدتين حساستين مخصصتين لمراقبة البيئة كنموذج لاختبار النتائج. تملك الصورتان المختارتان حقلَي رؤية متراكبين. حجم كل صورة 568×400 وهما مبينتان في الشكل (3)، وحيث يبلغ حجم منطقة التراكب 568×200 .



الشكل (3): الصورتان المستخدمتان في الاختبار

ويبين الجدول (4) المواصفات المتعلقة بالعقدة TelosB [6,7,8].

الجدول (4): مواصفات العقدة TelosB

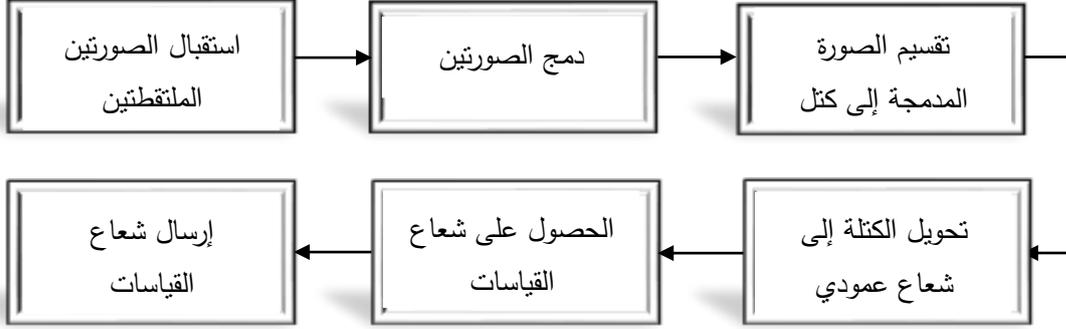
Parameter المعامل	Value القيمة
microprocessor المتحكم الصغيري	MSP430
radio 3model النموذج الراديوي	CC2420
communication standard معيار الاتصال	IEEE 802.15.4
memory الذاكرة	10KB RAM
	48KB flash
	1MB external flash
supply التغذية	2*AA batteries
voltage الجهد	3 V
تيار الاستقبال (I_r)	21.8 mA
تيار الإرسال (I_t)	19.5 mA

يعتمد نموذج استهلاك الطاقة المستخدم على الطاقة المستهلكة لإنجاز العمليات الأساسية في المتحكم الصغيري MSP430 والمبينة في الجدول (5) [7].

الجدول (5): الطاقة المستهلكة في المتحكم الصغيري MSP430

Parameter المعامل	Operation العملية	Consumed energy الطاقة المستهلكة
e_{mul}	جداء بايت ببايت	2.92 nJ
e_{add}	جمع بايت لبايت	0.73 nJ
e_{read}	قراءة بايت من ذاكرة الـ flash	8.2 μ J
e_{write}	كتابة بايت في ذاكرة الـ flash	34.9 μ J

يمكن تلخيص سيناريو العمل بالمخطط المبين في الشكل رقم (4) حيث تستقبل عقدة الصورتين الملتقطتين، وتزيل التراكب بينهما من أجل الحصول على الصورة المدمجة. تقوم هذه العقدة بتقسيم الصورة الناتجة عن الدمج إلى كتل بحجم 8×8 ومن ثم تقوم بتحويل كل كتلة إلى شعاع عمودي. يتم بعدها الحصول على شعاع القياسات بحجم معين باستخدام مصفوفة قياس معينة. يتم إرسال شعاع القياسات الناتج إلى عقدة تمرير relay node تقوم بدورها بتوجيهه إلى عقدة تمرير تالية أو إلى المحطة الرئيسية مباشرةً وتتم إعادة البناء باستخدام خوارزمية BP.



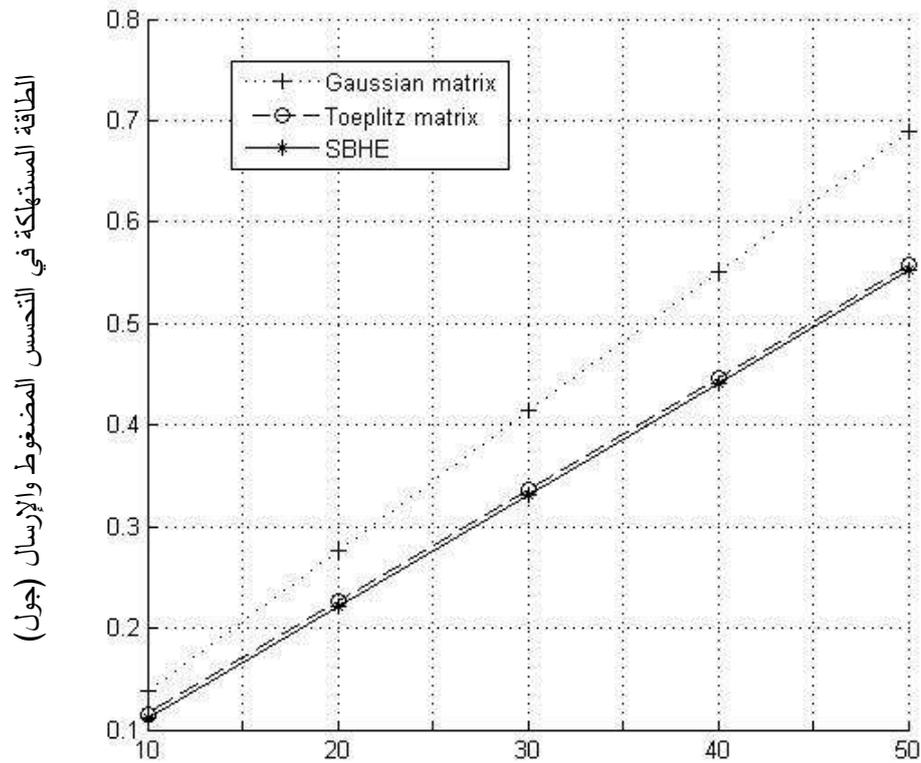
الشكل (4): مراحل العمل المنفذة في العقدة الأساسية

النتائج والمناقشة:

2-1. استهلاك الطاقة:

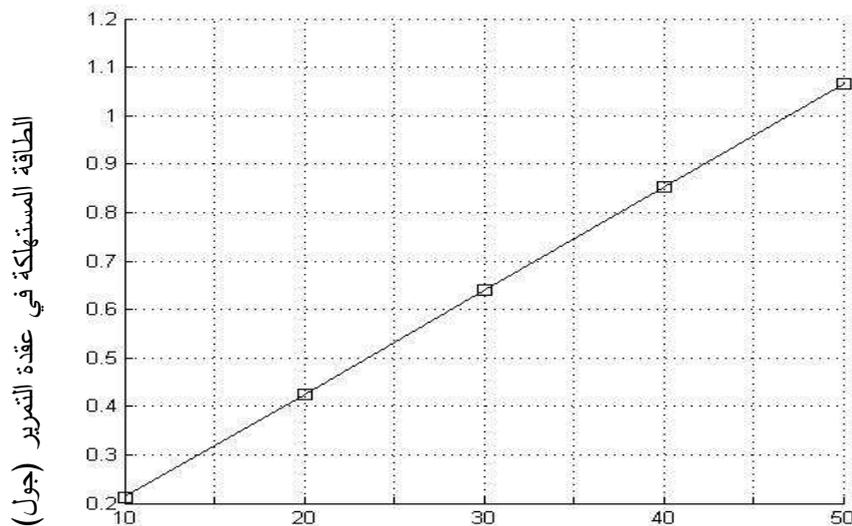
يبين الشكل (5) علاقة الطاقة المستهلكة في العقدة الأساسية لإنجاز عمليتي التحسس المضغوط والإرسال مع عدد القياسات وذلك لكامل الصورة ومن أجل المصفوفات الثلاثة المدروسة، مع الإشارة إلى أنّ الطاقة المستهلكة في العقدة الأساسية من أجل استقبال الصورتين ودمجهما تبلغ 15.66998 جول، وتكون مستقلةً عن عدد القياسات. يتضمن تنفيذ التحسس المضغوط توليد مصفوفة القياس والحصول على شعاع القياسات.

نلاحظ أنّ استهلاك الطاقة أكبر في مصفوفة Gaussian، وذلك بسبب زيادة الطاقة اللازمة لتوليدها مع زيادة عدد القياسات، بينما تكون الطاقة اللازمة لتوليد مصفوفة Toeplitz ومصفوفة SBHE مستقلةً عن عدد القياسات. كما يكون استهلاك الطاقة أصغر في مصفوفة SBHE مقارنةً مع مصفوفة Toeplitz، ويعزى ذلك إلى الحاجة لتخزين عددٍ أقل من العناصر من أجل مصفوفة SBHE. يتطلب الحصول على شعاع القياسات من أجل عددٍ محدد للقياسات المقدار نفسه من الطاقة من أجل المصفوفات الثلاثة المدروسة. نلاحظ أيضاً ازدياد الطاقة المستهلكة مع زيادة عدد القياسات اللازم إرسالها.



عدد القياسات لكل بلوك

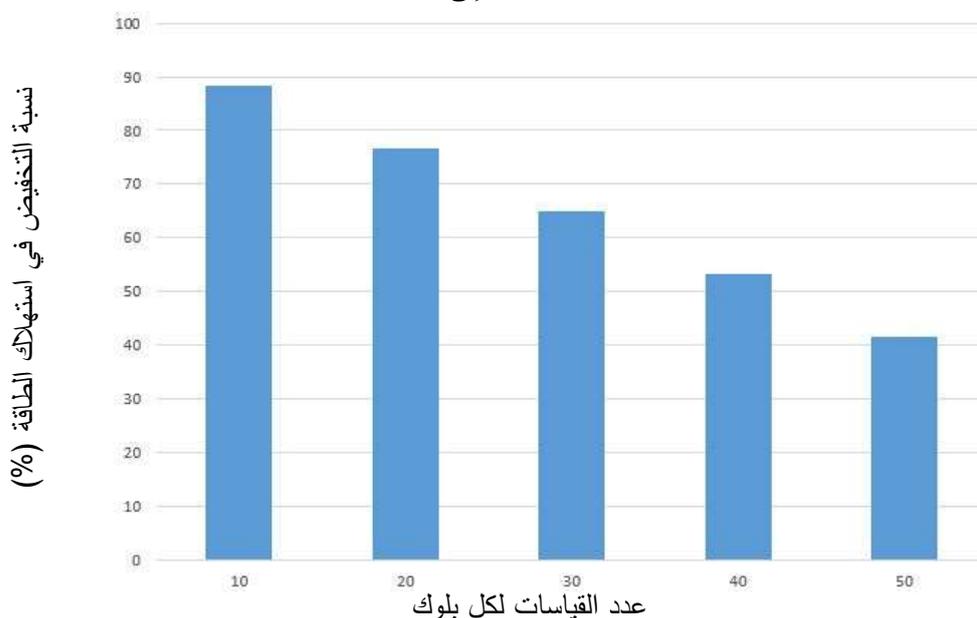
الشكل (5): علاقة الطاقة المستهلكة في التحسس المضغوط والإرسال مع عدد القياسات من أجل المصفوفات الثلاثة المدروسة يوضح الشكل (6) الطاقة التي تستهلكها عقدة التمرير لاستقبال وإرسال القياسات، وحيث نلاحظ زيادة استهلاك الطاقة مع زيادة عدد القياسات لكل بلوك.



عدد القياسات لكل بلوك

الشكل (6): علاقة الطاقة المستهلكة في عقدة التمرير مع عدد القياسات

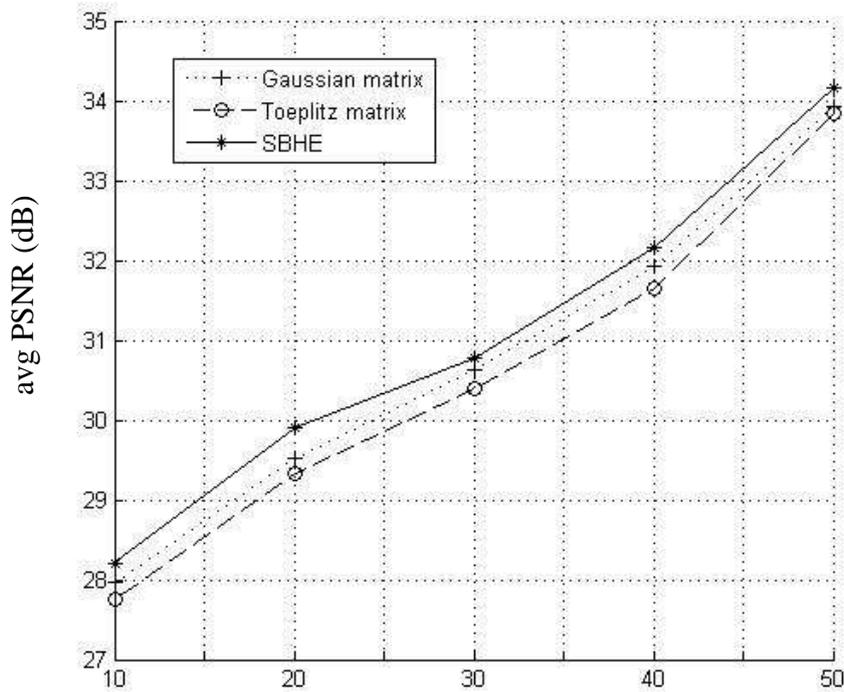
ولإظهار نسبة التخفيض في استهلاك الطاقة في عقدة التمرير كعلاقة مع عدد القياسات لكل بلوك مقارنةً مع إرسال الصورتين دون معالجة والتي تتطلب طاقة قدرها 1.8176 جول، قمنا بإيجاد النسب الموضحة في الشكل (7). وعلى سبيل المثال، تكون نسبة التخفيض عند عدد قياسات 30 مساويةً إلى % 64.84.



الشكل (7): علاقة نسبة التخفيض في استهلاك الطاقة في عقدة التمرير مع عدد القياسات

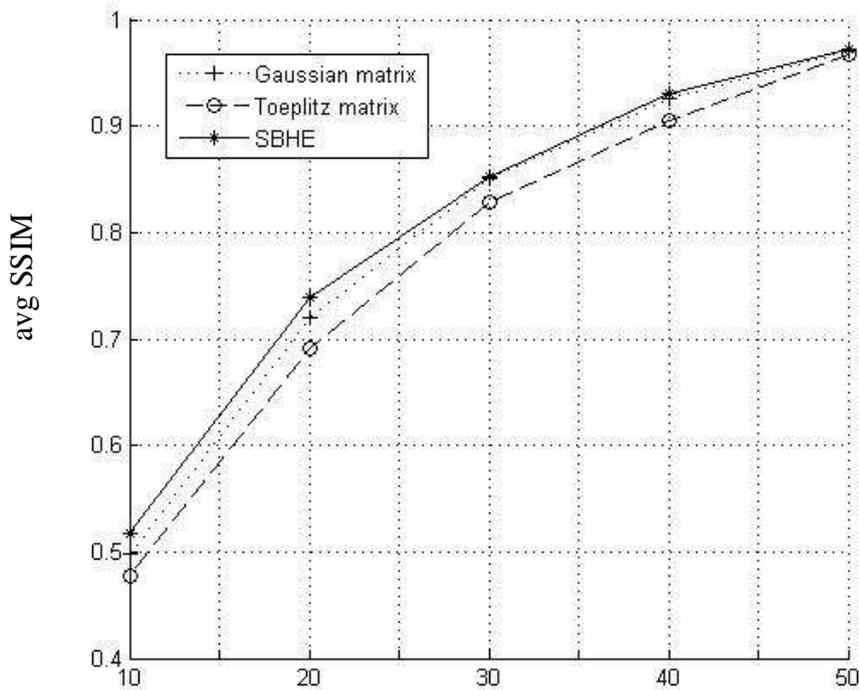
2-2. جودة الصورة المستعادة:

يُظهر الشكل (8) علاقة متوسطة نسبة الإشارة إلى الضجيج العظمى للتكرارات مع عدد القياسات لكل بلوك وذلك من أجل أنواع مصفوفات القياس الثلاثة المدروسة. نلاحظ أنّ أداء مصفوفة Toeplitz أقل من حيث نسبة الإشارة إلى الضجيج العظمى، بينما تقدّم مصفوفة SBHE الأداء الأفضل. لذا ورغم تخفيض الطاقة الملحوظ الذي تقدّمه مصفوفة SBHE مقارنةً مع المصفوفتين الأخرتين، إلا أنّها لم تسبب تدهوراً في نسب الإشارة إلى الضجيج العظمى. لتحديد جودة الصورة المستعادة تمّ اعتماد معيار آخر هو أقرب إلى نظام الرؤية البشري وهو مقياس SSIM، وحيث يبين الشكل (9) علاقة متوسطة تكرارات هذا المقياس مع عدد القياسات لكل بلوك. نلاحظ زيادة قيمة SSIM مع زيادة عدد القياسات، وهذا يفرض مقايضةً بين جودة الصورة المستعادة واستهلاك الطاقة في العقدة الحساسة من أجل معالجة وإرسال عدد أكبر من القياسات. كما يظهر من الشكل أنّ مصفوفة SBHE تقدّم أعلى قيم لهذا المقياس، وذلك عند جميع عدد القياسات المدروسة، وحيث تكون جودة الصورة المستعادة مقبولةً حتى عدد قياسات يساوي 30 وتصبح متوسطة عند عدد قياسات يساوي 40 وتكون الصورة المستعادة ذات جودة جيدة عند عدد قياسات يساوي 50 وذلك لكل بلوك.



عدد القياسات لكل بلوك

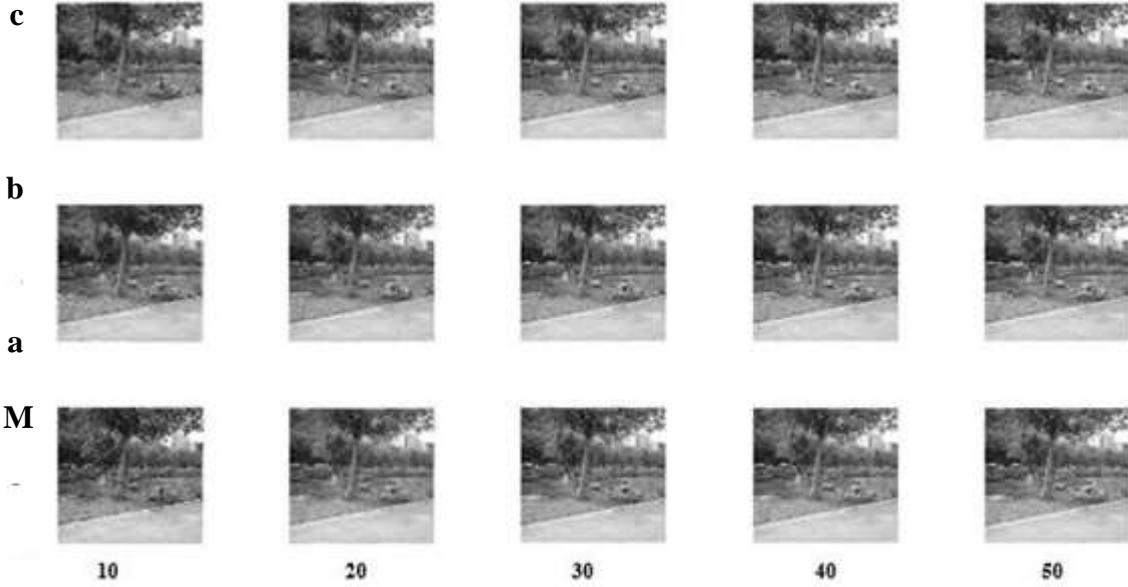
الشكل (8): علاقة متوسط نسبة الإشارة إلى الضجيج العظمى مع عدد القياسات من أجل المصفوفات الثلاثة المدروسة



عدد القياسات لكل بلوك

الشكل (9): علاقة متوسط مقياس دليل التشابه البنيوي مع عدد القياسات من أجل المصفوفات الثلاثة المدروسة

تتعرض النتائج الرقمية لبارامترات جودة الصورة PSNR و SSIM على نتائج التقييم المرئي للصور المستعادة الموضحة في الشكل (10).



الشكل (10): الصور المستعادة، (a) مصفوفة Gaussian، (b) مصفوفة Toeplitz، (c) مصفوفة SBHE

الاستنتاجات والتوصيات:

اعتماداً على النتائج السابقة تمّ التوصل إلى النقاط الآتية:

- ✓ تقدّم الصورة المدمجة فهماً أفضل للمشاهد مقارنةً مع رؤية الصورتين بشكل منفصل، كما يعزز دمج الصور التعاون بين العقد المتجاورة في شبكة الحساسات اللاسلكية الداعمة للوسائط المتعددة لإزالة التراكم في حقل الرؤية.
 - ✓ تزداد جودة الصورة المستعادة مع زيادة عدد القياسات وهذا ما يفرض مقايضةً بين استهلاك الطاقة وجودة الصورة المستعادة.
 - ✓ استقلالية الطاقة المستهلكة لتوليد كل من مصفوفة Toeplitz ومصفوفة SBHE عن عدد القياسات.
 - ✓ أظهرت مصفوفة Gaussian أداءً أسوأ مقارنةً مع المصفوفتين الباقيتين حيث أنّ الطاقة المستهلكة لتوليد هذه المصفوفة يتعلّق بعدد القياسات.
 - ✓ تقدّم مصفوفة SBHE أداءً أفضل من حيث جودة الصورة المستعادة من أجل بارامتر نسبة الإشارة إلى الضجيج العظمى وبارامتر مقياس دليل التشابه البنيوي مقارنةً مع مصفوفة Gaussian ومصفوفة Toeplitz.
 - ✓ تتفوّق مصفوفة SBHE من حيث حاجتها إلى عددٍ أقل من العناصر اللازمة للتخزين مقارنةً مع المصفوفتين الباقيتين.
- وبعد التدقيق في الاستنتاجات السابقة يوصى بمايلي: دراسة تطبيق دمج الصور الملتقطة من عقد حساسة متحركة وتصميم مصفوفات قياس ذات متطلب ذاكرة منخفض وأداء جيّد فيما يتعلّق بجودة الصورة المستعادة. كما يمكن دراسة تطبيق عملية تكميم القياسات لزيادة معدل الضغط، إضافةً إلى محاكاة بنية شبكة تنفيذ عمليتي الدمج والتحسس المضغوط في الزمن الحقيقي.

المراجع:

- [1] GÜRSES, E., AKAN, Ö. B. *Multimedia Communication in Wireless Sensor Networks*. Annals of Telecommunications (Springer), Vol. 60, No. 7-8, 2005, 872-900.
- [2] AKYILDIZ, I. F., MELODIA, T., CHOWDHURY, K. R. *A Survey on Wireless Multimedia Sensor Networks*. Computer Networks (Elsevier), Vol. 51, No. 4, 2007, 921-960.
- [3] KAZEMI, V., SEYEDARABI, H., AGHAGOLZADEH, A. *Multifocus Image Fusion based on Compressive Sensing for Visual Sensor Networks*. 22nd Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE), 2014, 1668-1672.
- [4] ROOPA, B., MANVI, S. S. *Image Fusion Techniques for Wireless Sensor Networks: Survey*. ITS Transactions on Electrical and Electronics Engineering, Vol. 2, 2014, 13-19.
- [5] HIGHAM. D. J., HIGHAM. N. J., *MATLAB Guide*. Siam, second edition, 2005.
- [6] <https://www.scribd.com/document/68138250/Telosb-Datasheet-t>.
- [7] SUKUMARAN, A. S., SANKARARAJAN, R. *Efficient compressed sensing-based security approach for video surveillance application in wireless multimedia sensor networks*. Computers and Electrical Engineering (Elsevier), Vol. 60, 2017, 175-192.
- [8] SUKUMARAN, A. S., SANKARARAJAN, R., RAJENDIRAN, K. *Video Compressed Sensing framework for Wireless Multimedia Sensor Networks using a combination of multiple matrices*. Computers and Electrical Engineering (Elsevier), Vol. 44, 2015, 51-66.
- [9] CHIA, W. C., ANG, L., SENG, K. P. *Multi view Image Compression for Wireless Multimedia Sensor Network using Image Stitching and SPIHT Coding with EZW Tree Structure*. International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics, IEEE, China, 2009.
- [10] CHIA, W. C., et al. *Low Memory Image Stitching and Compression for WMSN using Strip-based Processing*. International Journal of Sensor Networks. Vol. 11, No. 1, 2012, 22-32.
- [11] ROOPA, B., MANVI, S. S. *Image Fusion for Wireless Sensor Networks*. International Journal of Advanced Research in Electronics and Communication Engineering (IJARECE). Vol. 3, No. 6, 2014, 648-654.
- [12] AL-KUBEILY, M., HATEM, I., JBEILI, T. *Selection of an Appropriate Image Fusion Technique for Wireless Multimedia Sensor Networks*. Tishreen University Journal for Research and Scientific Studies - Engineering Sciences Series. Vol. 36, No. 6, 2014, 405-426.
- [13] SANKARARAJAN, R., RAJENDRAN, H., SUDHARSAN, S. *Energy-efficient image transmission in wireless multimedia sensor networks using block-based Compressive Sensing*. Computers and Electrical Engineering (Elsevier), Vol. 44, 2015, 67-79.
- [14] TONG, Y., et al. *Compressive Sensing Image-Fusion Algorithm in Wireless Sensor Networks based on Blended Basis Functions*. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking (Springer), 1/2014, 2014.
- [15] TONG, Y., CHEN, J. *Compressive Sensing Image Fusion in Heterogeneous Sensor Networks based on Shearlet and Wavelet Transform*. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking (Springer), 52/2017, 2017.
- [16] QAISAR, S., BILAL, R. M., IQBAL, W., et al. *Compressive Sensing: From Theory to Applications, A Survey*. Journal of Communications and Networks (IEEE), Vol. 15, No. 5, 2013, 443-456.
- [17] DONOHO, D. L. *Compressed Sensing*. TRANSACTIONS ON INFORMATION THEORY (IEEE), Vol. 52, No. 4, 2006, 1289 – 1306.

- [18] ABO-ZAHHAD, M. M., HUSSEIN, A. I., MOHAMED, A. M. *Compressive Sensing Algorithms for Signal Processing Applications: A Survey*. International Journal of Communications, Network and System Sciences (IJCNS), Vol. 8, No. 6, 2015, 197-216.
- [19] CANDES, E. J., WAKIN, M. B. *An Introduction to Compressive Sampling*. Signal Processing Magazine (IEEE), Vol. 25, No. 2, 2008, 21-30.
- [20] DAVENPORT, M. A., DUARTE, M. F., et al. *Compressed Sensing: Theory and Applications* (Chapter 1), Cambridge University Press, United Kingdom, 2012, 544. [21] SCHULZ, A., DA SILVA, E. A. B., VELHO, L. *Compressive Sensing*, IMPA, Brazil, 2009, 130.
- [22] SHIWANGI, KUMAR, S. Analysis of Image Compression Algorithm Using DCT, DFT and DWT Transforms. International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering (IJARCSSE), Vol. 6, No. 7, 2016, 84-87.
- [23] KOLTE, M., NAHAR, P. C. *An Introduction to Compressive Sensing and Its Applications*. International Journal of Scientific and Research Publications (IJSRP), Vol. 4, No. 6, 2014.
- [24] MISHRA, I., SHARMA, D., JAIN, S. *Compressed Sensing: Progresses and Challenges*. International Journal of Scientific Engineering and Applied Science (IJSEAS), Vol. 1, No. 9, 2015, 373-377.
- [25] GRAY, R. M. *Toeplitz and Circulant Matrices: A Review*. Foundations and Trends in Communications and Information Theory (NOW), USA, Vol. 2, No. 3, 2006, 155-239.
- [26] GAN, L., DO, T. T., TRAN, T. D. *Fast Compressive Imaging Using Scrambled Block HADAMARD Ensemble*. 16th European Signal Processing Conference, Lausanne, Switzerland, 2008.
- [27] HARIRAMAN, S. *Video Compressed Sensing using CoSaMP Recovery Algorithm*. International Journal of Engineering Development and Research (IJEDR) Conference Proceeding (NCETSE-2014), 157-163, 2014, ISSN: 2321-9939.
- [28] PARVATIKAR, M. V., PHADKE, G. S. *Comparative Study of Different Image fusion Techniques*. International Journal of Scientific Engineering and Technology (IJSET), Vol. 3, No. 4, 2014, 375-379.
- [29] SHEELA RANI, C. M., KUMAR, V. V., SUJATHA, B. *An Efficient Block based Feature Level Image Fusion Technique using Wavelet Transform and Neural Network*. International Journal of Computer Applications (IJCA), Vol. 52, No. 12, 2012, 13-19.
- [30] BAVACHAN, B., KRISHNAN, P. *A Survey on Image Fusion Techniques*. International Journal of Research in Computer and Communication Technology (IJRCCT), 2014, ISSN (I) 2278-5841.
- [31] SHARMA, M., DATAR, S. *Image Restoration Using Wavelet based Image Fusion*. International Journal of Engineering Trends and Technology (IJETT), Vol. 15, No.1, 2014, 35-38.
- [32] AL-NAJJAR, Y., SOONG, D. C. *Comparison of Image Quality Assessment: PSNR, HVS, SSIM, UIQI*. International Journal of Scientific and Engineering Research (IJSER), Vol. 3, No. 8, 2012.
- [33] KE, C. H., SHIEH, C. K., HWANG, W. S., ZIVIANI, A. *An Evaluation Framework for more Realistic Simulations of MPEG Video Transmission*. Journal of Information Science and Engineering, Vol. 24, No. 2, 2008, 425-440. [34] SHAKIR, M., REHMAN, O. U., ABBAS, Z., MASOOD, A., SHAHID, W. *Evaluation of Video Quality in Wireless Multimedia Sensor Networks*. International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE), Vol. 6, No. 1, 2016, 223-234.
- [35] LAHBABI, Y., IBN ELHAJ, E., HAMMOUCH, A. Adaptive Streaming of Scalable Videos over P2PTV. International Journal of Digital Multimedia Broadcasting, Vol. 2015, ID. 283097, 2015, 10.