استخدام طريقة المنطقة الموثوقة لتحسين موثوقية المعلومات المستخدمة للتحكم المؤتمت بنظم القدرة الكهربائية

الدكتور هيثم دغرور *

(تاريخ الإيداع 13 / 12 / 2012. قُبِل للنشر في 14/ 1 / 2013)

□ ملخّص □

يتم تشغيل نظم القدرة الحديثة والتحكم بها من خلال مراكز تحكم وتنسيق مركزية وإقليمية مؤتمتة تُسمَّى حديثاً "نظم إدارة الطاقة".التشغيل والتحكم الدقيقان بنظم القدرة يتطلبان معرفة دقيقة بحالة تشغيل النظام في الزمن الحقيقي، والشيء الذي يؤمنه تقييم الحالة. تقييم الحالة يعني الحساب الإحصائي لحالة النظام اعتماداً على قياسات من النظام. لأسباب عديدة، تكون القياسات مشوبة بأخطاء منها المتوقع، ومنها الشاذ، والقياسات الشاذة تؤدي إلى تشويه نتائج تقييم الحالة، الشيء الذي يمكن أن يقود إلى اتخاذ إجراءات تحكمية خاطئة قد تؤدي إلى حوادث كارثية في نظام القدرة. لذلك من الضروري أن تكون مقيمات الحالة قادرة على اكتشاف وجود قياسات شاذة في مجموعة القياسات المتاحة وتحديد هويتها وإبعادها إذا أمكن. وتؤكد المراجع العلمية أن طريقة الراسب المعدل الأكبر هي الأكثر استخداماً لمعالجة القياسات الشاذة، ولكنها في الوقت نفسه تؤكد أن الطرق المتاحة في الحياة العملية والتي تستخدم طريقة الراسب المعدل الأكبر متطلبة زمنياً، ومعظمها فشلفي تحديد هوية أحد الأنواع الصعبة من القياسات الشاذة.

العمل الحالي يقترح خوارزمية مطورة لحل هذه المشكلة باستخدام طريقة الراسب المعدل الأكبر مع طريقة المنطقة الموثوقة للأمثلة من أجل تقييم الحالة. كتبت الخوارزمية بلغة البرمجة *MATLAB* وجربت على شبكات قياسية *IEEE-6-14-30* . تمت مقارنة النتائج بنتائج حصل عليها باحثون آخرون وبينت الخوارزمية المقترحة تميزها من حيث السرعة والفعالية.

الكلمات المفتاحية: تقييم الحالة – المعطيات الشاذة – المنطقة الموثوقة – الراسب المعدل الأكبر

* مدرس في قسم هندسة الطاقة الكهربائية– كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية–جامعة تشرين– اللاذقية– سورية

مجلة جامعة تشرين للبحوث والدراسات العلمية _ سلسلة العلوم الهندسية المجلد (35) العدد (1) 2013
Tishreen University Journal for Research and Scientific Studies - Engineering Sciences Series Vol. (35) No. (1) 2013

Using the Trust Region Method For Improvingthe Reliability of Information Used in Automated Control of Electrical Power Systems

Dr. Haitham Daghrour*

(Received 13 / 12 / 2012. Accepted 14 / 1 / 2013)

□ ABSTRACT □

Modern electrical power systems (PAS) are operated via central and regional control centers called Energy Management Systems (EMS). Accurate operating and controlling of PAS requires good acknowledgment of the PAS operating state in real time. State estimation methods provide the operating State in real time.State estimators use telemeasurements from the system. For many reasons measurements may be polluted with errors. Errors may be small (within the expected ranges), and may be big (bad, abnormal). Abnormal errors may yield wrong results of state estimation, which leads to wrong control commands, the role of which can cause catastrophic events in the system. For that reason, state estimators must be enough smart to detect, identify and remove the abnormal data.Available references confirm that the largest normalized residual (LNR) method is the most proper method for processing bad data, but the available practical methods are time demand and failed in detecting one of the difficult bad data.

This paper presents an improved algorithm for solving this problem using LNR method with the trust region method for optimization. The algorithm was written in MATLAB language and was tested on IEEE networks with 6, 14 and 30 nodes. By comparing the results with results of self-adaptive genetic algorithm [7] was found that our results have their positive properties.

Key Words: Bad datadetection, trust region, state estimation, largest normalized residual

*Assistant professor, electrical power department - Faculty of Mech. & Elect. Engineering, Tishreen University, Syria**

مقدمة:

يتم تشغيل نظم القدرة الحديثة والتحكم بها من خلال مراكز تحكم وتنسيق مركزية وإقليمية مؤتمتة (محوسبة) تُسمَّى حديثاً "نظم إدارة الطاقة"، والهدف الرئيس لمشغلي النظام هو رفع مستوى اقتصادية التشغيل و موثوقيته. بما أن ظروف التشغيل تتغير بشكل دائم فإن تحقيق هدف المشغلين يتطلب مراقبة مستمرة لظروف التشغيل وتحديد هوية حالة التشغيل، هل هي آمنة أو حرجة أو طارئة الخ ؟، وتحديد الإجراءات الوقائية الضرورية لنقلها إلى حالة أمثل اقتصادياً، وإصدار أوامر التحكم المناسبة ومن ثم توزيعها على الحواكم حسب عناوينها المحددة في محطات التوليد والتحويل.

تعني مراقبة ظروف التشغيل مراقبة حالة عمل النظام القائمة في الزمن الحقيقي، أي مراقبة توترات العقد و سريانات الاستطاعة في الخطوط و استطاعات التوليد الخ. إن تحقيق مراقبة الحالة يتطلب تزويد نظام التحكم بنظام فعال لطلب القياسات والتحكم الإشرافي Supervisory control and data acquisition– SCADA، مهمته طلب معطيات (إشارات وقياسات) متنوعة من كل أجزاء الشبكة، وتقديمها لبرمجيات خاصة في حواسيب مراكز التحكم لمعالجتها بهدف إنتاج وصف حالة عمل النظام.

لأسباب عديدة، على سبيل المثال (دقة جهاز القياس وفشل خطوط الاتصالات والتشويش...) غالباً ما تكون القياسات مشوبة بأخطاء مجهولة القيمة ذات طبيعة عشوائية، وأحياناً تكون أخطاء القياسات كبيرة (شاذة) قد تفسد كل نتائج الحساب. بقدر ما يكون وصف الحالة أدق (أقرب إلى الحقيقة) بقدر ما ستكون الإجراءات التحكمية أسلم وأنجع، وبالتالي سيكون التشغيل على نحو أمثل.

الطرق المعروفة لتوصيف الحالة في مراكز التحكم اعتماداً على القياسات عن بعد هي: سريان الاستطاعة المباشر On Line Load Flow وتقييم الحالة State Estimation وباستخدام القياسات الطورية Phasor Measurements عن طريق منظومة التوضع العالمية global positioning system (GPS) بمساعدة الأقمار الصناعية.

كل المراجع تشير إلى أن أكثرها فعاليةً واقتصاديةً حتى الآن هي طرق تقييم الحالة، إذ تتميز عن طرق سريان الاستطاعة المباشر بقدرتها على تنعيم آثار أخطاء القياسات إلى الحد الأدنى ولا تحتاج لقياس الحقونات في كل العقد ويمكنها استخدام قياسات متنوعة، ويمكن أن يكون عدد القياسات أكبر من عدد المجاهيل (متغيرات الحالة). الأهم من ذلك يمكنها اكتشاف وجود القياسات ذات الأخطاء الكبيرة (الشاذة) وتحديد هويتها وإبعادها. كذلك تتميز عن الطرق التي تستخدم القياسات الطورية بأنها أقل كلفة وأكثر دقة عندما نكون مهتمين بحساب الاستطاعات الردية و مطالات توترات العقد [1–4].

أهمية البحث وأهدافه:

تنبع أهمية البحث من كونه يهدف لرفع مستوى اقتصادية استثمار نظم القدرة الكهربائية و موثوقيته ، و يمكن تحقيق هذا الهدف باختيار عناصر ذات نوعية عالية في أثناء التصميم وبزيادة احتياطي العناصر (من خطوط ومحولات الخ)، وباستخدام نظم تحكم وتنسيق (نظم إدارة طاقة) مؤتمتة ذات موثوقة عالية.

يمكن رفع موثوقية نظم التحكم والتنسيق المؤتمتة باختيار عناصر للنظام عالية الجودة وزيادة احتياطي العناصر (من حواسيب وخطوط اتصالات الخ)، وباستخدام معلومات عالية الموثوقية، أما رفع مستوى موثوقية المعلومات فيتم باختيار أجهزة قياس معلومات عالية الجودة ونقلها والأهم باختيار طرق مناسبة و موثوقة لمعالجة

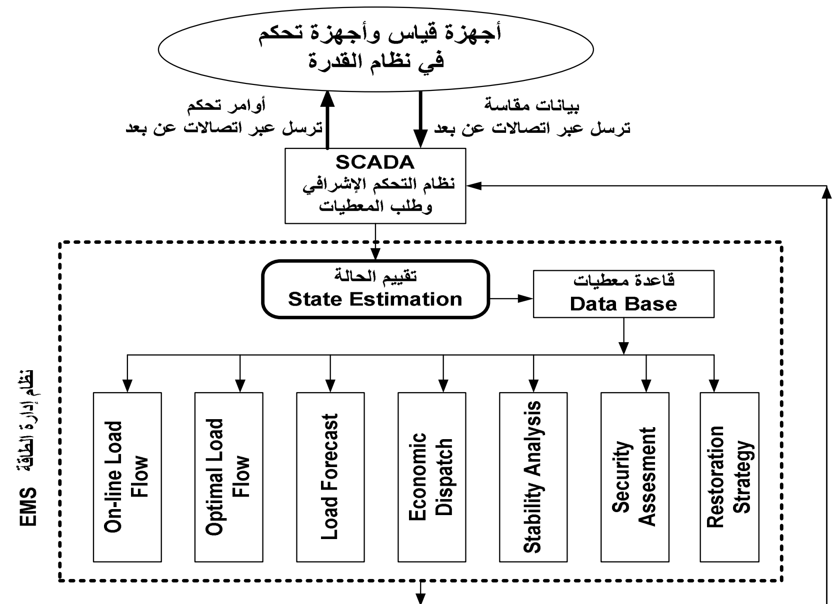
المعلومات (قياسات أجهزة القياس عن بعد). موثوقية طرق معالجة المعلومات مرتبطة بقدرتها على معالجة القياسات الشاذة بهدف اكتشاف وجودها و تحديد هويتها و إبعادها.

إضافة لما ذكر، ومن أجل الوصول إلى الهدف الرئيسي سنعمل على إعداد طريقة مناسبة فعالة و موثوقة لاكتشاف وجود القياسات الشاذة بكافة أنواعها في مجموعة القياسات المدخلة إلى مقيم الحالة وفي أقل زمن ممكن، وذلك بهدف رفع مستوى موثوقية نظام المعلومات المستخدم في نظام التحكم بنظم القدرة وبالتالي رفع اقتصاديته و موثوقيته. (تصنيف القياسات الشاذة سيرد لاحقاً).

طريقة البحث ومواده:

- **دور تقييم الحالة في نظم إدارة الطاقة:**

إن الشيء الوحيد الذي نعرفه عن المنظومة في مراكز التحكم (نظم إدارة الطاقة) يأتينا من قياسات مشوبة بأخطاء صغيرة (متوقعة) وكبيرة (شاذة)، أي أن القيمة التي حصلنا عليها من جهاز القياس تكون قريبة إلى القيمة الحقيقية للبارومتر المقيس ولكن تختلف عنها بقيمة مجهولة وعلينا استخدام هذه القياسات لإنتاج صورة عن حالة عمل النظام قريبة قدر الإمكان من الصورة الحقيقية. يتم البناء على هذه الصورة المنتجة عند تنفيذ كل الوظائف المباشرة لنظام إدارة الطاقة من خلال مراكز التحكم. الأنسب من بين الطرق المعروفة لإنتاج هذه الصورة كما أشرنا في المقدمة هي طرق تقييم الحالة. الشكل (1) يمثل مخططاً بسيطاً لنظام التحكم بنظم القدرة الكهربائية متضمناً وظائف نظام إدارة الطاقة ويبين أن نتائج تقييم الحالة تشكل الأساس لكل وظائف نظام إدارة الطاقة المباشرة [2،3].



الشكل (1) نظام التحكم بنظام القدرة متضمناً أهم وظائف نظام إدارة الطاقة EMS

من أهم طرق معالجة المعلومات التي تنتج وصيفاً رياضياً لحالة عمل النظام كما ذكرنا أعلاه هي طرق تقييم الحالة المعروفة في علم الإحصاء والاحتمالات. المعلومات التي علينا معالجتها في مراكز التحكم تكون من نوعين،

الأول: إشارات عن بعد (عن وضعيات القواطع) تستخدم لإنتاج التشكيلة الحالية للشبكة (لرسم الشبكة) وهي خارج مجال هذا البحث، والثاني: قياسات عن بعد (سريانات استطاعة، حقونات، توترات...). تستخدم القياسات لإنتاج الوصف الرياضي لحالة عمل نظام القدرة أي حساب بارامترات حالة النظام (توترات العقد مطالاً وزاويةً)، ومن ثم حساب كل ما يهمنا من بارامترات أخرى (سريانات الاستطاعة في الخطوط واستطاعات التوليد الخ)، وتسمى الحالة المقيمة. معالجة القياسات هي محل اهتمام البحث [1،3،4،5].

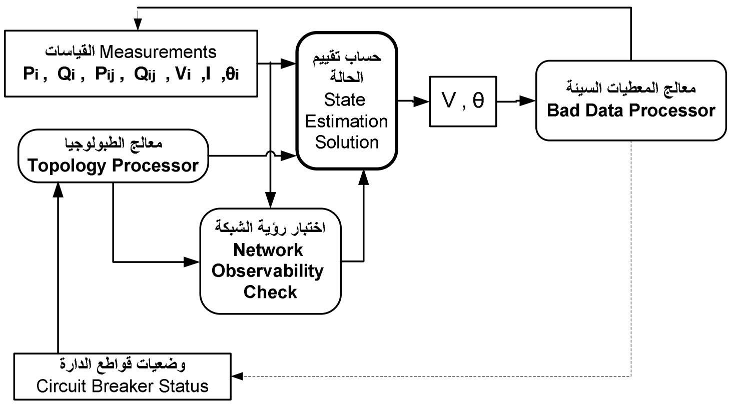
إن القياسات، كما ذكرنا أعلاه، غالباً ما تكون مشوبة بأخطاء وأحياناً تكون أخطاء كبيرة (شاذة). و الأخطاء الكبيرة يمكن أن تحدث في القياسات عندما يكون لأجهزة القياس انحيازات biases أو انحرافات drifts أو عندما تكون موصولة بشكل خاطئ. أيضاً حالات الفشل في أنظمة الاتصالات عن بعد أو التشويش نتيجة تداخلات غير متوقعة أيضاً تقود إلى انحرافات في القياسات المُسجّلة. كأمثلة على القياسات الشاذة يمكن أن نذكر مطالات الجهود السالبة، والقياسات التي تكون أكبر أو أصغر بعدة مرات من القيم المتوقعة، وكذلك الفروق الكبيرة بين التيارات الداخلة والخارجة في عقدة ارتباط ضمن محطة تحويل [2،3،5].

إن إحدى وظائف مقيم الحالة الأساسية هي اكتشاف وجود القياسات الشاذة وتحديد هويتها وحذفها عند الإمكان. بعض القياسات الشاذة تكون واضحة، ويمكن كشفها وحذفها قبيل تقييم الحالة وبتدقيق معقول. لكن لسوء الحظ ليست كل القياسات الشاذة قابلة للاكتشاف بسهولة بواسطة الطرق المعروفة، بالتالي يتوجب تزويد مقيم الحالة بسمات (بقدرات) أكثر تقدماً لتسهيل اكتشاف وتحديد هوية أي نوع من القياسات الشاذة وإبعادها. في حال لم تكتشف هذه الأخطاء الشاذة ولم تبعد قد تؤدي إلى تشويه نتائج تقييم الحالة وبالتالي لن نتمكن من البناء على تلك النتائج لاتخاذ إجراءات تحكمية تصحيحية سليمة، و لن يكون التشغيل اقتصادياً وموثوقاً هذا إن لم تؤدِّ الإجراءات التحكمية الخاطئة إلى نتائج كارثية في نظام القدرة. بالطبع إن حذف (ترشيح) القياسات الموصوفة بالشذوذ مرتبط بافتراض وجود فائض كافٍ في القياسات عن عدد المجاهيل [2،3].

- **تقييم الحالة State Estimation**

إن تقييم الحالة هو عبارة عن عملية تحديد n متغير حالة للنظام (مطالات وزوايا أطوار توترات كل العقد V و θ) اعتماداً على m قياس من ذلك النظام (مثل θ_i, V_i ، Q_{ij} ، P_{ij} ، Q_i ، P_i الخ) وفقاً لمعيار ما. عادة القياسات تكون فائضة (m>n) ومشوبة بأخطاء ذات طبيعة عشوائية بتوزيع احتمالي عادي (غاوصي) ذي انحراف معياري قيمته 1.0. بمعرفة التقييم الإحصائي لمتغيرات الحالة V و θ يمكن حساب كل تقييمات المتغيرات الأخرى التي تهمنا (مثل سريانات الاستطاعات والتيارات و الحقونات...) [2–5].

الشكل (2) يبين مكونات وظيفة تقييم الحالة. لاحظ أن معالجة المعطيات السيئة (الشاذة) تشكل مكوناً أساسياً من مكونات مقيم الحالة.



الشكل (2) مكونات وظيفة تقييم الحالة

يمكن تقديم موديل القياسات رياضياً كما يلي : $z_i^{meas} = z_i^{true} + e_i$ ، حيث: z_i^{meas} قيمة القياس المأخوذ من جهاز القياس، z_i^{true} القيمة الحقيقية للكمية المقيسة، و e_i الخطأ العشوائي للقياس. يمكن التعبير عن القيم الحقيقية z_i^{true} كتوابع لاخطية أو خطية لمتغيرات حالة النظام x : $z_i^{true} = h_i(x)$. حيث h_i هو التابع الذي يربط المتغير المقيس z_i بمتغيرات حالة النظام x . بافتراض أن مجموعة الكميات المقاسة موصوفة بمجموعة توابع $h(x) = z^{true}$، حيث: x هو شعاع حالة النظام بالأبعاد $n \times 1$ و z شعاع القياسات بالأبعاد $m \times 1$ و h شعاع توابع بالأبعاد $m \times 1$، يمكن أن نعرف شعاع أخطاء القياسات e للحالتين:

$$e = Hx - z^{meas} \quad \text{والخطية} \qquad e = h(x) - z^{meas} \quad \text{اللاخطية} \qquad (1)$$

حيث عناصر e تمثل الفروق بين القيم المقاسة والقيم الحقيقية $h(x) = z^{true}$ و H هي مصفوفة أمثال x أو مصفوفة جاكوبيان للحالة الخطية.

من المفيد الآن تعريف شعاع رواسب القياسات r الذي عناصره تمثل الفروق بين القيم المقيسة والقيم المقيمة. الآن يمكن أن نعرف شعاع الرواسب r للحالتين:

$$r = H\hat{x} - z \quad \text{والخطية} \qquad r = h(\hat{x}) - z^{meas} \quad \text{اللاخطية} \qquad (2)$$

حيث $\hat{x}$ شعاع الحالة المُقيَّم. وشعاع الحالة المقيم هو الشعاع الذي ينهي شعاع الرواسب إلى الحد الأدنى وفق معيار ما. يوجد ثلاث معايير لحل هذه المسألة: 1) المربعات الأصغرية (الأكثر استخداماً)؛ 2) الانحراف المطلق الأصغري "مقاربة L_1"؛ 3) معيار *Chepyshev or min–max* "مقاربة L_∞ " [3،4،5].

الحل وفق المربعات الأصغرية least squares (LS) يعبر عنه رياضياً كما يلي:

$$Minimize \quad J = \sum_{i=1}^{m} r_i^2 = r^T r = e^T e \qquad (3)$$

الشكل الآخر لهذه الطريقة هو طريقة المربعات الأصغرية الموزونة weighted least squares (WLS) التي تنهي مجموع المربعات الموزونة لمركبات شعاع الرواسب r أو لمركبات شعاع أخطاء القياسات e . يعبر عن هذا الكلام رياضياً كما يلي:

$$Minimize \quad J = \sum_{i=1}^{m} w_i r_i^2 = r^T W r = e^T W e \qquad (4)$$

حيث $w_i = \frac{1}{\sigma_i^2}$ مقلوب الانحراف المعياري للقياس i ويسمى وزن الراسب r_i للقياس i ، و $W = diag\left\{\frac{1}{\sigma_1^2}, \frac{1}{\sigma_2^2}, \ldots, \frac{1}{\sigma_m^2}\right\}$ مصفوفة قطرية، عناصر قطرها هي w_i أوزان رواسب القياسات[4،5].

الحالة الأكثر اعتياداً للمربعات الأصغرية الموزونة تعرف كما يلي: نحن نسلم بأننا نريد حساب حالة النظام التي تجعل مجموع مربعات أخطاء القياسات الموزونة أو رواسبها الموزونة s_i أصغرياً، أي:

$$Minimize \quad J = \sum_{i=1}^{m} \left[\frac{h_i(x)-z_i}{\sigma_i}\right]^2 = \sum_{i=1}^{m} s_i^2 = e^T We = r^T Wr \quad (5)$$

رواسب أخطاء القياسات الموزونة تعرف كما يلي: $s_i = \frac{h_i(x)-z_i}{\sigma_i} = \frac{e_i}{\sigma_i}$. بالطبع s_i قيمة عشوائية يفترض أنها موزعة حسب غاوص بقيمة متوسطة صفرية *zero main* وبانحراف معياري 1.0 . بالتالي فإن المعادلة(5) تمثل صياغة مربعات أصغرية موزونة،علي حين (3) مكافئة لافتراض أن كل الانحرافات المعيارية متساوية.

باستخدام معادلات القياسات اللاخطية (1) والخطية (2) يمكن التعبير عن مسألة تقييم الحالة كما يلي:

$$Minimize \ J = (h(x) - z)^T W(h(x) - z) \qquad \text{للحالة اللاخطية} \quad (6)$$

$$Minimize \ J = (Hx - z)^T W(Hx - z) \qquad \text{للحالة الخطية} \quad (7)$$

الشعاع المجهول $\hat{x}$ يتم الحصول عليه من حل الشرط اللازم الذي يعبر عنه بالترميز المصفوفي كما يلي:

$$\frac{dJ}{dx} = 0 \qquad (8)$$

نحل هذه المسألة أولاً للحالة الخطية ومن ثم للحالة اللاخطية:

الحالة الخطية: بالاشتقاق المباشر لتابع الهدف J الموافق للحالة الخطية نحصل على:

$$\frac{\mathrm{dJ}}{\mathrm{dx}} = \frac{\mathrm{d}}{\mathrm{dx}}[(\mathrm{Hx}-\mathrm{z})^{\mathrm{T}}\mathrm{W}(\mathrm{Hx}-\mathrm{z})] = 2\mathrm{H}^{\mathrm{T}}\mathrm{W}(\mathrm{Hx}-\mathrm{z}) = 0 \qquad (9)$$

عند حل المعادلة الأخيرة نحصل على شعاع تقييم الحالة الخطي $\hat{x}$ الذي يحقق المعادلة (9):

$$= (H^T WH)^{-1} H^T Wz \qquad (10)$$

الحالة اللاخطية: للحصول على حل مسألة تقييم الحالة اللاخطية نفترض أن تخميناً أولياً X^0 يكون معروفاً (معلوماً). بنشر معادلات تقييم الحالة اللاخطي حول X^0 وأخذ الحدود الأولى الخطية فقط نحصل على:

$$x^{\alpha+1} = x^{\alpha} - (H^T WH)^{-1} H^T W(h(x^{\alpha}) - z) \qquad (11) \quad \text{(خوارزمية تكرارية)}$$

حيث α رقم التكرار، H هي المصفوفة $\partial h(x)/\partial x$ محسوبة عند $x = x^{\alpha}$. هذه هي مصفوفة جاكوبيان للتابع $h(x)$ ،أي أن حل مسألة تقييم الحالة اللاخطي يتم عبر خوارزمية تكرارية بواسطة الطرق المستخدمة نفسها في حساب سريان الاستطاعة التقليدي. نحسب في كل خطوة تكرارية تغير شعاع تقييم الحالة $\Delta\hat{x} = x^{\alpha+1} - x^{\alpha}$. نكرر الحساب حتى تصبح قيمة أكبر عنصر في الشعاع $\Delta\hat{x}$ أصغر من أو تساوي قيمة ϵ صغيرة جداً معتمدة [3،4،5].

- **جودة تقييم الحالة *Quality of State Estimation***

تقييم الحالة يقدم حالة تشغيل النظام في الزمن الحقيقي، بالإضافة إلى أنه يوفر معلومات عن نوعية تقييم الحالة بطريقة كمية. مثل هذا التحليل يوفر مجالات ثقة *confidence intervals* للحالة المقيَّمة المحسوبة.

بافتراض أن دقة المقياس معطاة فيظهر سؤالان: الأول: ما هو احتمال أن كل القياسات موجودة ضمن حدود متوقعة (جودة التطابق *goodness of Fit*)؟، والثاني: ما هي دقة الحل المحسوب؟

▪ **جودة التطابق** تعرف بأنها احتمال أن يكون توزع أخطاء القياس ضمن الحدود المتوقعة. هذا الاحتمال يحسب كما يلي: افترض أن تقييم الحالة $\hat{x}$ قد تم حسابه وفق معيار المربعات الأصغرية الموزونة *WLS* . اعتبر الرواسب المعدلة المحسوبة عند التقييم $\hat{x}$، وقد سلمنا بأن الرواسب المعدلة s_i هي متغيرات عشوائية غاوصية. الآن اعتبر المتغير التالي $X^2 = \sum_{i=1}^{m} s_i^2$. لطالما أن المتغيرات $\left\{ s_i \text{ ، } i = 1\text{،}2\text{،}\dots\text{،}m \right\}$ هي متغيرات عشوائية

غاوصية ومرتبطة فقط بـ *n* متغير حالة مستقلة عبر مجموعة من التوابع *h(x)*، فإن المتغير X^2 أيضاً هو متغير عشوائي غاوصي موزع وفق توزيع *chi–square* الذي يملك *m–n* درجة حرية. تابع التوزيع الاحتمالي لمتغير عشوائي عام موزع وفق *chi–square* هو كما يلي: $\Pr\left(\propto ،\epsilon\right) = \Pr[X^2 \leq\propto]$ ، حيث $\propto$ هي درجات حرية المتغير. من نظرية الاحتمالات الأساسية نحن نعلم أن القيمة المتوقعة لـ X^2 هي: $E[X^2] =\propto= m - n$.

الخواص الإحصائية أعلاه يمكن استخدامها لحساب احتمال أن القياسات *z* دقيقة إحصائياً عند حساب الحالة *x* وفق معيار المربعات الأصغرية. تسمى هذه الاحتمالية بمستوى الثقة *confidence level* بتقييم الحالة.

مستوى الثقة يحسب كما يلي: اعتبر حل تقييم الحالة وفق المربعات الأصغرية $\hat{x}$. هذا الحل ينهي مجموع مربعات s_i إلى الحد الأدنى، أي أن أي شعاع آخر سوف يعطي قيمة أكبر من X^2 ، أي أن:

$$\sum_{i=1}^{m} s_i^2(x) = X^2 \geq \varepsilon \qquad (12)$$

حيث $\varepsilon = \sum_{i=1}^{m} s_i^2(\hat{x})$ احتمال أن الحادث أعلاه $X^2 \geq \varepsilon$ يعطى بواسطة توزيع chi–square

$$Pr[X^2 \geq \varepsilon\ ] = 1.0 - Pr[X^2 \leq \varepsilon] = 1.0 - \Pr(\varepsilon، \propto) \qquad (13)$$

هذه الاحتمالية تعبر عن جودة توزع الرواسب المعدلة s_i ضمن الحدود المتوقعة. الاحتمالية العالية تشير إلى أن هذه الرواسب موزعة بشكل جيد ضمن الحدود الإحصائية، اي أن الرواسب المعدلة موزعة حسب غاوص ضمن المجال (−1 إلى 1). هذا يعني أن الرواسب الفعلية قابلة للمقارنة مع الأخطاء المتوقعة. القيمة المنخفضة للاحتمالية (الاحتمالية المنخفضة) تشير إلى أن قيم الرواسب أعلى من القيم المتوقعة إحصائياً. هذا هو سبب تسمية هذه الاحتمالية بمستوى الثقة *confidence level* بنتائج التقييم. لاحظ أن مستوى الثقة يمكن حسابه لأجل الحل وفق المربعات الأصغرية فقط. على كل حال يمكن استخدام الإجراء أعلاه كتقريب لأجل حساب $\hat{x}$ وفق المعايير الأخرى (L_∞ & L_1) [4،5].

- **دقة الحل** يعبر عنها بمصفوفة التباين *Covariance matrix* لتقييم الحالة $\hat{x}$. افترض أن $\bar{x}$ هو الحل الحقيقي للمعادلة (9) ، أي الحالة المقيمة، ولكنه مجهول، فتعرف مصفوفة التباين كما يلي:

$$C_s = E[(\hat{x} - \bar{x})(\hat{x} - \bar{x})^T] \qquad (14)$$

بتطبيق خوارزمية تقييم الحالة في النقطة $\bar{x}$ يمكن كتابة التعبير الخطي $\hat{x} - \bar{x}$ كما يلي: $\hat{x} - \bar{x} = (H^TWH)^{-1}H^TWr$ وباعتبار أن $r \cong e$ فإن القيم الإحصائية *statistics* لخطأ القياس هي التالية: $E[e] = 0 \quad \& \quad E[ee^T] = W^{-1}$ والتعويض في العلاقة (14) وبالتبسيط تصبح مصفوفة التباين بالصيغة التالية: $C_x = (H^TWH)^{-1}$.

حالما يتم حساب مصفوفة التباين يمكن حساب الانحراف المعياري لمركبة شعاع الحالة x كما يلي: $\sigma_{xi} = \sqrt{C_{x(i،i)}}$ ، حيث $C_{x(i،i)}$ هو العنصر القطري *i* في مصفوفة التباين. مصفوفة التباين تعرف أيضاً بمصفوفة المعلومات *information matrix* لأنها توفر معلومات مفيدة عن الخطأ المتوقع في متغيرات الحالة المحسوبة (المقيمة) [7،8،4].

- **تصنيف القياسات السيئة (الشاذة)**

قد تظهر القياسات الشاذة بعدة طرق حسب نوعها أو مكانها أو عددها، ويمكن أن تُصنَّف إلى:

1. قياسات شاذة مفردة(single): يكون في كامل النظام قياس واحد بخطأً كبيراً؛
2. قياسات شاذة مضاعفة(multiple): عندما يوجد أكثر من قياس واحد بخطأ كبير.

تصنف القياسات الشاذة المضاعفة بدورها كما يلي:

1. قياسات شاذة مضاعفة غير متبادلة التأثير: هي التي تكون رواسبها مترابطة ارتباطاً ضعيفاً،
2. قياسات شاذة مضاعفة متبادلة التأثير(برواسب مترابطة بقوة) لكنها غير متطابقة ؛
3. قياسات شاذة مضاعفة متبادلة التأثير ومتطابقة (تحدث في وقت واحد أو في العقدة نفسها).

القياسات المترابطة بقوة strongly correlated هي تلك القياسات التي تؤثر أخطاؤها على القيمة المّقيمة لكل منها بشكل كبير مؤدية إلى ظهور القياسات الجيدة كقياسات شاذة عندما تحتوي الأخرى على خطأ كبير. التحديد الكمي لدرجة التأثير المتبادل بين القياسات وتحليل الأخطاء يمكن أن يُنفّذ بالاعتماد على مدى حساسية رواسب القياسات لأخطاء القياسات [4،7،8] .

- **اكتشاف القياسات الشاذة و تحديد هويتها** ***Detection and Identification of Bad Data***

يمكن إنجاز عملية اكتشاف القياسات الشاذة و تحديد هويتها بشرط توفر قياسات فائضة *(m>n)* لدينا، وبشرط كون القياسات المتاحة موزعة في النظام بطريقة تؤمن رؤيته *observability* (إمكانية تقييم حالته من القياسات المتاحة).

هنا أمامنا مسألتان متعلق بعضها ببعضهما الآخر، الأولى: اكتشاف وجود القياسات السيئة في مجموعة القياسات المدخلة إلى مقيم الحالة، والثانية: تحديد هوية القياسات السيئة، أي تحديد أيٍّ من القياسات هي السيئة.

- **اكتشاف القياسات السيئة:** الطرق الأكثر استخداماً لاكتشاف وجود القياسات الشاذة هي [4،7،8]:

1. اختبار مربعات تشي Chi–squares test : حيث يتم حساب مستوى الثقة، فإذا كانت مجموعة القياسات المدخلة خالية من القياسات السيئة فإن مستوى الثقة سيكون عالياً. في حال وجود واحد أو أكثر من القياسات السيئة فإن مستوى الثقة سينخفض. ننوه إلى أن هذا الاختبار لا يحدد هوية القياس السيئ، وهو خارج مجال بحثنا المقدم.
2. اختبار الرواسب المعدلة Normalized Residuals: يعدّ اختبار الرواسب المعدلة أكثر دقة في اكتشاف القياسات الشاذة. نحصل على القيمة المعدلة لراسب القياس i بتقسيم بسيط لقيمته المطلقة على العناصر القطرية الموافقة في مصفوفة تباين الراسب $C_x = (H^T W H)^{-1}$.

$$r_i^N = \frac{|r_i|}{\sqrt{C_{x(i,i)}}} = \frac{|r_i|}{\sigma_{xi}} \cong \frac{|e_i|}{\sigma_{xi}} \qquad \& \qquad r_i^N \sim N(0,1) \qquad (15)$$

أي لشعاع الراسب المعدل r^N توزيع طبيعي بقيمة متوسطة صفرية. بمقارنة العنصر الأكبر في r^N مع العتبة الإحصائية المعتمدة يمكن أن نقرر وجود قياسات شاذة أم لا. نختار عتبة المقارنة بالاعتماد على المستوى المرغوب لحساسية الاكتشاف.

يمكن أن تُكتشف القياسات الشاذة إذا كان حذف القياس المُقابل لا يؤدي إلى تحويل النظام المرئي إلى غير مرئي. بكلمات أخرى القياسات الشاذة التي تظهر في القياسات الحرجة لا يمكن اكتشافها. القياس الحرج هو القياس الذي إذا حذفناه تصبح الشبكة غير مرئية، أي لا يمكن إنجاز تقييم الحالة اعتماداً على القياسات المتاحة. بُعيد اكتشاف وجود قياسات شاذة في مجموعة القياسات يجب تحديد هويتها، (إي أيها السيئ) بهدف إبعاده.

▪ **تحديد هوية القياسات السيئة** يتم على مرحلتين [4،7،8]:

في الأولى: يتم تحديد هوية القياسات السيئة الواضحة، وذلك بالتفتيش والمقارنة مع حدود المجالات المعتمدة، فإذا كان القياس خارج المجال فسوف يصنف أنه قياس سيئ أو على الأقل مشكوك به أنه سيئ (قياس مشبوه)..

في الثانية: يتم تحديد هوية القياسات السيئة بواسطة التحليل الإحصائي للرواسب و/أو تأثيراتها على مستوى الثقة. هذا التحليل يعتمد على الطريقة المختارة لحل معادلة تقييم الحالة. في حالة الحساب بطريقة *WLS* يتم تحديد هوية القياسات السيئة الممكنة اعتماداً على رواسبها الكبيرة. يجب التنبيه إلى أنه ربما لا يكون القياس براسب كبير سيئاً دائماً، ومن الممكن أن يكون للقياس السيئ راسب صغير جداً.

استخدمت خصائص الرواسب المعدلة للقياسات الشاذة الأحادية الموجودة في مجموعة القياسات في ابتكار اختبار لتحديد هوية القياسات الشاذة والحذف التالي لها. سمي هذا الاختبار باختبار الراسب المعدل الأكبر Largest Normalized Residual $r_{\max}^{\mathrm{N}}$ Test (LNR test) و ينفذ وفق الخطوات التالية:

1. حل تقييم الحالة بطريقة wls، ثم احسب عناصر شعاع راسب القياس:

$$r_i = z_i - h_i(\hat{x}), \qquad i = 1,.....,m$$

2. حساب الراسب المعدل: $i = 1,......, \ m$ $\qquad r_i^{\ N} = \dfrac{|r_i|}{\sqrt{C_{ii}}}$ ؛

3. تحديد k الموافق لـ $r_{\max}^{\mathrm{N}}$ الأكبر بين كل $r_{\mathrm{i}}^{\mathrm{N}}$ حيث $i = 1,....,m$ ؛

4. إذا كان $r_{\mathrm{i}}^{\mathrm{N}} > c$ فإن القياس k سيُشتبه به كقياس شاذ وإلا فتوقف فلا اشتباه بوجود قياسات شاذة. هنا c هي العتبة المختارة للمقارنة؛

5. حذف القياس k من مجموعة القياسات والعودة إلى الخطوة 1.

يختلف أداء اختبار الراسب المعدل LNR اعتماداً على نوع القياسات الشاذة وتشكيلتها. تؤكد المراجع [6–8] أن اختبار LNR قادر على تحديد هوية القياسات الشاذة بكل أنواعها ماعدا " القياسات الشاذة متبادلة التأثير بأخطاء متطابقة " فإنه يفشل في تحديد هوية أي واحد منها عند تقييم الحالة بطريقة المربعات الأصغرية الموزونة التقليدية [4،7،8].

الطريقة الأكثر أماناً لتحديد هوية القياس الشاذ هي طريقة الاختبار الافتراضي *hypothesis testing* وتقييم الحالة المتتالي *sequential state estimation(SSE)* ولكنها متطلبة حسابياً. افترض أن قياساً تم تحديده أنه مشبوه، فيتم إبعاده، ومن ثم يتم حساب تقييم الحالة ثانية وبالتالي يتم حساب مستوى الثقة.ويشير التحسن الكبير في مستوى الثقة إلى أن القياس الذي هو قيد الدراسة سيئ فعلاً [7،8].

لذلك لجأ الباحثون إلى طرق أخرى لتحديد هوية هذا النوع من القياسات الشاذة و حذفه، أهمها:

1. الاختبار الافتراضي Hypothesis Testing Identification (HTI) [4].
2. طريقة فرع – حد Branch and Bound(BB) [8،7].
3. بحث تابو (البحث عن المحظور) Tabu Search(TS) [7،8].
4. الخوارزمية الوراثية المتكيفة ذاتياً Self Adaptive Genetic Algorithm (SAGA) [10].

تؤكد المراجع أن هذه الطرق أكثر تعقيداً بالمقارنة مع اختبار LNR، الذي تعتمده أغلب الطرق في التحديد الأولي للقياسات الشاذة. المرجع [10] يقترح استخدام الخوارزمية الوراثية المتكيفة ذاتياً لاكتشاف القياسات الشاذة

وتحديد هويتها. عرض الباحث في [10] اختبارات لخوارزميته على شبكات IEEE–6 buses و IEEE–14 buses وبين أنها نجحت في اكتشاف كل أنواع القياسات الشاذة وتحديد هويتها ولكنها تتطلب جهداً كبيراً وزمناً طويلاً وخصوصا في حالة الشبكات الكبيرة و وجود عدد كبير من القياسات الشاذة.

بما أن مسألة تقييم الحالة هي مسألة أمثلة بالأساس وبما أن عملية تحديد هوية القياسات الشاذة تعتمد على طريقة تقييم الحالة المستخدمة فقد قررت تحسين اختبار LNR عن طريق تجريبه مع طرق أمثلة عدة لتقييم الحالة. وقع الاختيار بدايةً على طريقة المنطقة الموثوقة trust region للأمثلة اللاخطية وذلك بسبب توفر تابع خاص بها lsqnonlin في صندوق أدوات MATLAB وتم الحصول على نتائج متميزة. فيما يلي شرحٌ موجزٌ لطريقة المنطقة الموثوقة.

▪ **طريقة المنطقة الموثوقة** سنشرحها على مسألة أمثلة لا خطية غير مقيدة:

إذا كان التابع f(x) يأخذ متغيرات شعاع ويُعيد أعداداً سلمية، أوجد الحد الأدنى للتابع minimize f(x). افترض أنك موجود في النقطة x الموجودة في فضاء ذي n بُعد، وتريد أن تحسن أي تتحرك إلى نقطة تكون فيها قيمة التابع أقل من x. الفكرة الأساسية تتلخص في تقريب التابع f إلى تابع تربيعي أبسط q يمكن أن يعكس سلوك التابع f بشكل معقول في منطقة N مجاورة للنقطة x. هذه المنطقة المجاورة تدعى بالمنطقة الموثوقة. يتم بعدها حساب خطوة تجريبية s بإيجاد الحد الأصغري (أو بإيجاده بشكل تقريبي) في المنطقة N. عندها تصبح المسألة الفرعية للمنطقة الموثوقة:

$$\min_{s} \{q(s),\, s \in N\} \qquad (16)$$

يتم تحديث النقطة الحالية لتصبح *x+s* إذا كان *f(x+s)<f(x)* وإلا فإن النقطة الحالية تبقى دون تغيير ومنطقة الوثوقية N سوف تتضاءل ومن ثم يعاد حساب الخطوة التجريبية [12،11].

سنعتمد التابع f(x) من أجل تقييم حالة نظام القدرة الكهربائية كما يلي:

$$J(x) = \sum_{i=1}^{m} (z_i - h_i(x))^2 / \sigma_{ii}^2 \qquad (17)$$

الأسئلة المفتاحية في تعريف مقاربة المنطقة موثوقة، خاصَّةً لإنهاء التابع f(x) إلى الحد الأدنى، هي كيف نختار ونحسب التقريب q (المعرف عند النقطة المعنية x)؟ ، وكيف نختار ونعدل المنطقة الموثوقة N ؟، وأخيراً كيف نحل بدقة مسألة المنطقة الموثوقة؟

تعرف المنطقة الموثوقة بأنها تلك المنطقة من مجال البحث التي نثق بأن الموديل التربيعي q فيها، هو موديل كاف بوصفه تابع هدف (يمثل تابع الهدف). مقياس التقدم هو نصف قطر المنطقة الموثوقة Δ الذي يكون كمية متحكم بها يمكن زيادتها أو إنقاصها بالاعتماد على كيفية تنبؤ الموديل المحلي q بسلوك تابع الهدف بشكل جيد [12،11]. سوف نركز على المسائل غير المقيدة لأن تقييم الحالة بطريقة المربعات الأصغرية الموزونة هي بالأساس مسألة غير مقيدة.

نعرف التقريب التربيعي q بالحدين الأوليين من نشر تايلور لـ f عند النقطة x، وستكون المنطقة المجاورة N على شكل كرة أو شكل قطع ناقص. رياضياً تصبح مسألة المنطقة الموثوقة بالشكل:

$$\min \left\{ \frac{1}{2} s^T dH\, s + s^T g \quad such\ that\ \|s\| \le \Delta \right\} \qquad (18)$$

حيث g تدرج التابع f عند النقطة الحالية x و dH هي مصفوفة هسيان Hissian matrix (مصفوفة متناظرة من المشتقات الثانية) و Δ نصف قطر المنطقة الموثوقة و $\|.\|$ النظيم من الدرجة الثانية the 2−norm.

حل المعادلة (18) يعتمد على تقييد المسألة الفرعية للمنطقة الموثوقة بمجال بحث S ببعدين. حالما يتم حساب مجال البحث S يصبح العمل لحل المعادلة (18) بسيطاً حتى لو احتجنا إلى معلومات كاملة عن القيم الخاصة eigenvalues أو الأشعة الخاصة eigenvectors . العمل الأساسي الآن هو تحديد مجال البحث S .

يتم تحديد مجال البحث S ببعدين بمساعدة عملية التدرج المترافقة المسبقة التقييد (preconditioned conjugate gradient process) كما يلي: التابع solver يخصص مجال البحث ببعدين $S=\langle s_1,s_2\rangle$ حيث s_1 تكون باتجاه التدرج g و s_2 تكون إما باتجاه نيوتن التقريبي أي حل المعادلة $dH.s_2=-g$ وإما باتجاه الميل السلبي $s_2^T.dH.s_2<0$.

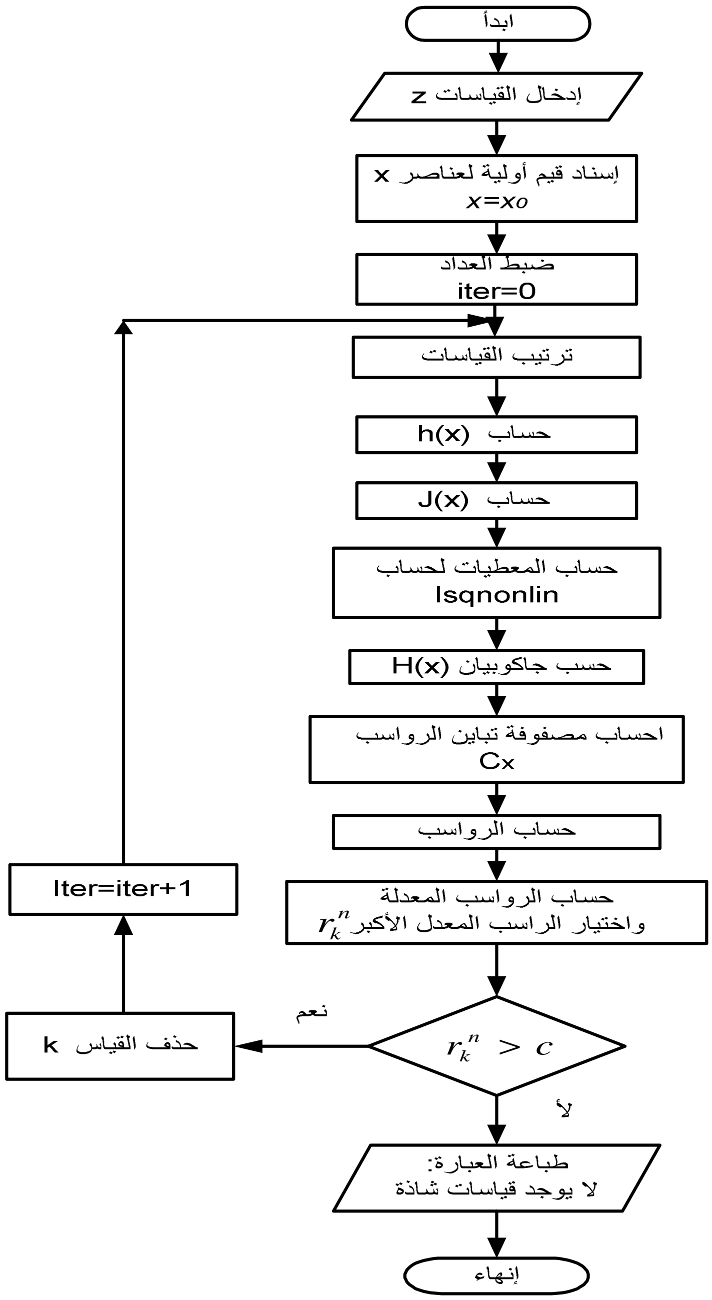
الحكمة وراء هذا الاختيار لـ S هو الإجبار على التقارب الشامل (عبر اتجاه الهبوط القاسي أو اتجاه الميل السالب) وإنجاز تقارب محلي سريع (عبر خطوة نيوتن إن وجدت).

الآن من السهل تقديم مخطط للأمثلة غير المقيدة باستخدام مفاهيم المنطقة الموثوقة كما يلي:

1. صياغة مسألة المنطقة الموثوقة ببعدين.
2. حل المعادلة (18) لتحديد الخطوة التجريبية s.
3. إذا كان f(x+s) < f(x) تُحدِّث x إلى x=x+s .
4. ضبط (تعديل) نصف قطر المنطقة الموثوقة Δ.

تكرر الخطوات الأربعة السابقة حتى يتم التقارب. يتم تعديل بُعد المنطقة الموثوقة Δ تبعاً لقواعد معيارية. مثلاً يتم إنقاصه إذا لم تُقبَل الخطوة التجريبية، أي إذا كان f(x+s) ≥ f(x) [12،11].

انطلاقاً من مسلَّمة أن معالجة القياسات الشاذة بمساعدة LNR تعتمد على طريقة تقييم الحالة المستخدمة في التطبيق، فقد تم في هذا البحث تجريب استخدام طريقة المنطقة الموثوقة للأمثلة بشكل غير مباشر من أجل تقييم الحالة عبر استخدام تابع المنطقة الموثوقة lsqnonlin المتاح في Matlab optimization toolbox وذلك بهدف تحسين أداء طريقة LNR في اكتشاف القياسات الشاذة وتحديد هويتها وحذفها. لتحقيق هذا الهدف تم إعداد خوارزمية وكتابة برنامج بلغة MATLAB لتقييم الحالة اللاخطية واكتشاف القياسات الشاذة وتحديد هويتها وإبعادها. المخطط الصندوقي للخوارزمية مبين على الشكل (3).



الشكل(3) المخطط الصندوقي لخوارزمية LNR المقترحة

تم تجريب الخوارزمية على شبكات IEEE-6-14-30 buses القياسية و تبين بمقارنة النتائج التي تم الحصول عليها مع نتائج البحث [10] الذي يعتمد على حذف القياسات الشاذة باستخدام الخوارزمية الوراثية المتكيفة ذاتياً، أنه فعالاً في اكتشاف وتحديد هوية وحذف كل أنواع القياسات الشاذة.

النتائج والمناقشة

- **التطبيق الأول على الشبكة IEEE-6 buses:** تم إجراء أربعة اختبارات بقياسات شاذة مختلفة الأنواع وتمت مقارنة النتائج مع نتائج خوارزمية الوراثة المعروضة في المرجع [10]. النتائج مبينة في الجدول (1).

الجدول (1): الاختباران (1 و2) على الشبكة IEEE-6 buses

	الاختبار 1	مقارنته مع [10]	الاختبار 2	مقارنته مع [10]
القيم الأساسية (من نتائج سريان لاستطاعة)	P_1=1.079 Q_1=0.16	P_1=1.079 Q_1=0.16	P_2=0.5 P_{21}=-0.278	P_2=0.5 P_{21}=-0.278
القياسات الشاذة المولدة (بإدخال أخطاء على الأساسية)	P_1=-1.131 Q_1=-0.202	P_1=-1.131 Q_1=-0.202	P_2=1.3 P_{21}=-0.75	P_2=1.3 P_{21}=-0.75
المقيم المقيمة (المحسوبة من القياسات)	P_1=1.1002 Q_1=0.163	P_1=1.1043 Q_1=0.1698	P_2=0.48 P_{21}=-0.2898	P_2=0.474 P_{21}=-0.286
عدد القياسات الشاذة المكتشفة	2	2	2	2
زمن التنفيذ (ثانية)	0.49	3.562	0.486	3.66
نوع المعطى السيئ المُدخَل	مضاعف متبادل التأثير غير متطابق	مضاعف متبادل التأثير غير متطابق	مضاعف متبادل التأثير غير متطابق	مضاعف متبادل التأثير غير متطابق
مجموع الرواسب المحدثة $J(x^{new})$	37.78	40.647	36.788	39.6416

ملاحظة 1: القيم الأساسية مأخوذة من نتائج سريان استطاعة تقليدي، أي أنها قيم دقيقة وليست قياسات مشوبة بأخطاء. بداية نستخدم هذه القيم الدقيقة لتوليد قياسات مشوبة بأخطاء، وبعد تقييم الحالة اعتماداً على القياسات المشوبة بأخطاء نستخدم القيم الأساسية لمقارنة نتائج التقييم معها من أجل الحكم على جودة التقييم.

ملاحظة 2: المقارنة مع المرجع [10] تعني المقارنة مع نتائج تطبيق خوارزمية الجينات الوراثية المتكيفة ذاتياً على ن الشبكات القياسية نفسها و المعطيات الأولية (القيم الأساسية والقياسات الشاذة) نفسها.

تحليل نتائج الاختبارين 1 و2 على شبكة IEEE-6: نلاحظ أن كلا الخوارزميتين تمكنت من اكتشاف وجود المعطيات الشاذة المضاعفة متبادلة التأثير غير المتطابقة بنجاح وتحديد هويتها وإبعادها ولكن تميزت الخوارزمية المقترحة في هذا البحث بزمن تنفيذ أقصر بكثير، الشيء الذي يعدّ مهماً جداً من وجهة نظر التحكم في الزمن الحقيقي.

الجدول (2): الاختباران (3 و4) على الشبكة IEEE-6

	الاختبار 3	مقارنة مع [10]	الاختبار 4	مقارنة مع [10]
القيم الأساسية (من نتائج سريان الاستطاعة)	P_{14}=0.436 Q_{14}=0.201 P_{25}=0.155 Q_{25}=0.154 P_{36}=0.438 Q_{36}=0.607 P_{53}=-0.18 Q_{53}=-0.261	P_{14}=0.436 Q_{14}=0.201 P_{25}=0.155 Q_{25}=0.154 P_{36}=0.438 Q_{36}=0.607 P_{53}=-0.18 Q_{53}=-0.261	P_2=0.5 P_{24}=0.331 Q_2=0.744 Q_{24}=0.461	P_2=0.5 P_{24}=0.331 Q_2=0.744 Q_{24}=0.461
القياسات الشاذة المولدة (بإدخال أخطاء على الأساسية)	P_{14}=-0.389 Q_{14}=-0.212 P_{25}=0.155 Q_{25}=-0.22 P_{36}=-0.433 Q_{36}=-0.583 P_{53}=0.251 Q_{53}=0.299	P_{14}=-0.389 Q_{14}=-0.212 P_{25}=0.155 Q_{25}=-0.22 P_{36}=-0.433 Q_{36}=-0.583 P_{53}=0.251 Q_{53}=0.299	P_2=0.968 P_{24}=0.656 Q_2=1.44 Q_{24}=0.766	P_2=0.968 P_{24}=0.656 Q_2=1.44 Q_{24}=0.766

المقيم المقيمة (المحسوبة من القياسات)	P_{14}=0.4534 Q_{14}=0.218 P_{25}=0.1544 Q_{25}=0.1467 P_{36}=0.4312 Q_{36}=0.5833 P_{53}=-0.1756 Q_{53}=-0.2568	P_{14}=0.4523 Q_{14}=0.2588 P_{25}=0.1524 Q_{25}=0.1873 P_{36}=0.4317 Q_{36}=0.6078 P_{53}=-0.1773 Q_{53}=-0.2066	P_2=0.458 P_{24}=0.3182 Q_2=0.7107 Q_{24}=0.465	P_2=0.4607 P_{24}=0.3189 Q_2=0.7088 Q_{24}=0.486
عدد القياسات الشاذة المكتشفة	8	8	4	4
زمن التنفيذ (ثانية)	1.149	4.05	0.656	3.78
نوع المعطى السيئ المدخل	مضاعف متبادل التأثير غير متطابق	مضاعف متبادل التأثير غير متطابق	مضاعف متبادل التأثير متطابق	مضاعف متبادل التأثير متطابق
مجموع الرواسب المحدَّث $J(x^{new})$	31.8258	33.2812	37.809	38.5147

نلاحظ أن كلا الخوارزميتين تمكنت من تحديد جميع القياسات الشاذة وحذفها جميعاً، ولكن الخوارزمية المقترحة في هذا البحث أظهرت سرعة متميزة. نستنتج أن طريقة LNR المحسنة المقترحة قادرة على تحديد هوية القياسات الشاذة من الأنواع كافة في شبكة من 6 عقد،على حين يؤكد المرجع [4] أن طريقة LNR مع طريقة المربعات الأصغرية الموزونة WLS فشلت في تحديد هوية كل أنواع القياسات الشاذة في شبكة من ثلاث عقد.

- **التطبيق الثاني على الشبكة IEEE-14:** النتائج مبينة في الجداول (3) و (4) و (5).

الجدول (3): الاختباران (1 و2) على الشبكة IEEE- 14

	الاختبار 1	مقارنة مع [10]	الاختبار 2	مقارنة مع [10]
القيم الأساسية (من نتائج سريان الاستطاعة)	P_1= 2.3227 Q_1=-0.225 P_{42}=-0.5448 P_{45}=-0.6108	P_1= 2.3227 Q_1=-0.225 P_{42}=-0.5448 P_{45}=-0.6108	P_1= 2.3227 Q_1=-0.225 P_{42}=-0.5448 P_{45}=-0.6108	V_2=1.045 V_3=1.01 V_4=1.019
القياسات الشاذة المولدة (بإدخال أخطاء على الأساسية)	P_1=0.2 Q_1=-2 P_{42}=-1.2 P_{45}=-2.3	P_1=0.2 Q_1=-2 P_{42}=-1.2 P_{45}=-2.3	P_1=0.2 Q_1=-2 P_{42}=-1.2 P_{45}=-2.3	V_2=0.5 V_3=1.4 V_4=0.8
المقيم المقيمة (المحسوبة من القياسات)	P_1= 2.3143 Q_1=-0.2354 P_{42}=-0.5441 P_{45}=-0.5984	P_1=2.259 Q_1=-0.2343 P_{42}=-0.539 P_{45}=-0.6025	P_1= 2.3143 Q_1=-0.2354 P_{42}=-0.5441 P_{45}=-0.5984	V_2=1.0469 V_3=1.0114 V_4=1.0209
عدد القياسات الشاذة المكتشفة	4	4	3	3
زمن التنفيذ (ثانية)	2.65844	51.0875	2.077	11
نوع المعطى الشاذ المُدخل	مضاعف متبادل التأثير غير متطابق	مضاعف متبادل التأثير غير متطابق	مضاعف غير متبادل التأثير	مضاعف غير متبادل التأثير
مجموع الرواسب $J(x^{new})$	15.5898	3.0877	6.2418	3.2682

الجدول (4) الاختباران (3 و4) على الشبكة IEEE-14

	الاختبار 3	مقارنة مع [10]	الاختبار 4	مقارنة مع [10]
القيم الأساسية (من نتائج سريان الاستطاعة)	$P_2=0.1847$ $P_{24}=0.5616$ $P_{25}=0.4153$	$P_2=0.1847$ $P_{24}=0.5616$ $P_{25}=0.4153$	$P_2=0.1847$ $P_{21}=-1.5242$	$V_2=1.045$ $V_3=1.01$ $V_4=1.019$
القياسات الشاذة المولدة (بإدخال أخطاء على الأساسية)	$P_2=2$ $P_{24}=1.8$ $P_{25}=1.5$	$P_2=2$ $P_{24}=1.8$ $P_{25}=1.5$	$P_2=1.2$ $P_{21}=-3.5$	$V_2=0.5$ $V_3=1.4$ $V_4=0.8$
المقيم المقيمة (المحسوبة من القياسات)	$P_2=0.1579$ $P_{24}=0.5548$ $P_{25}=0.4087$	$P_2=0.2706$ $P_{24}=0.567$ $P_{25}=0.423$	$P_2=0.2692$ $P_{21}=-1.4617$	$V_2=1.0469$ $V_3=1.0114$ $V_4=1.0209$
عدد القياسات الشاذة المكتشفة	3	3	2	2
زمن التنفيذ (ثانية)	2.1188	46.469	1.579	2.3708
نوع المعطى السيئ المدخل	مضاعف متبادل التأثير متطابق	مضاعف متبادل التأثير متطابق	مضاعف متبادل التأثير متطابق	مضاعف متبادل التأثير متطابق
مجموع الرواسب $J(x^{new})$	32.7274	2.2498	6.437	3.2682

الجدول (5) الاختباران (5 و6) على الشبكة IEEE-14

	الاختبار 5	مقارنة مع [10]	الاختبار 6	مقارنة مع [10]
القيم الأساسية (من نتائج سريان الاستطاعة)	$P_{15}=0.7556$ $Q_{15}=0.0087$ $P_{24}=0.5616$ $Q_{24}=-0.042$ $P_{25}=0.4153$ $Q_{25}=-0.010$ $P_{42}=-0.5448$ $Q_{42}=0.0203$	$P_{15}=0.7556$ $Q_{15}=0.0087$ $P_{24}=0.5616$ $Q_{24}=-0.042$ $P_{25}=0.4153$ $Q_{25}=-0.010$ $P_{42}=-0.5448$ $Q_{42}=0.0203$	$P_{21}=-1.5242$ $P_{24}=0.5616$ $P_{25}=0.4153$ $Q_{21}=0.2477$ $Q_{24}=-0.042$ $Q_{25}=-0.010$	$P_{21}=-1.5242$ $P_{24}=0.5616$ $P_{25}=0.4153$ $Q_{21}=0.2477$ $Q_{24}=-0.042$ $Q_{25}=-0.010$
القياسات الشاذة المولدة (بإدخال أخطاء على الأساسية)	$P_{15}=2.3$ $Q_{15}=1.9$ $P_{24}=3.7$ $Q_{24}=-2.4$ $P_{25}=1.8$ $Q_{25}=-2.2$ $P_{42}=-3.7$ $Q_{42}=2.1$	$P_{15}=2.3$ $Q_{15}=1.9$ $P_{24}=3.7$ $Q_{24}=-2.4$ $P_{25}=1.8$ $Q_{25}=-2.2$ $P_{42}=-3.7$ $Q_{42}=2.1$	$P_{21}=-2.9$ $P_{24}=1.7$ $P_{25}=2.2$ $Q_{21}=3.4$ $Q_{24}=-2.1$ $Q_{25}=-5.6$	$P_{21}=-2.9$ $P_{24}=1.7$ $P_{25}=2.2$ $Q_{21}=3.4$ $Q_{24}=-2.1$ $Q_{25}=-5.6$
المقيم المقيمة (المحسوبة من القياسات)	$P_{15}=0.7552$ $Q_{15}=0.0062$ $P_{24}=0.5609$ $Q_{24}=-$ 0.0474 $P_{25}=0.4145$ $Q_{25}=-$ 0.0114 $P_{42}=-0.5442$ $Q_{42}=0.0179$	$P_{15}=0.7335$ $Q_{15}=0.0066$ $P_{24}=0.55$ $Q_{24}=-0.0399$ $P_{25}=0.4066$ $Q_{25}=-0.0081$ $P_{42}=-0.5339$ $Q_{42}=0.0164$	$P_{21}=-1.527$ $P_{24}=0.5627$ $P_{25}=0.4163$ $Q_{21}=0.2475$ $Q_{24}=-0.0459$ $Q_{25}=-0.0098$	$P_{21}=-1.4776$ $P_{24}=0.5538$ $P_{25}=0.4102$ $Q_{21}=0.2410$ $Q_{24}=-0.0401$ $Q_{25}=-0.0084$
عدد القياسات الشاذة المكتشفة	8	8	6	6

زمن التنفيذ (ثانية)	5.25	56.281	3.797	56.281
نوع المعطى السيئ المدخل	مضاعف متبادل التأثير غير متطابق	مضاعف متبادل التأثير غير متطابق	مضاعف متبادل التأثير متطابق	مضاعف متبادل التأثير متطابق
قيمة الراسب المحدَّث $J(x^{new})$	33.678	2.5277	14.0213	3.1389

لقد أجرينا ستة اختبارات وأجرينا مقارنة مع نتائج الخوارزمية الوراثية المقترحة في [10]، فلاحظنا أن خوارزمية LNR المقترحة حددت هوية جميع القياسات الشاذة من أجل شبكة أكبر ونفذت بسرعة أكبر بكثير من أجل عدد قياسات أكبر.

• **التطبيق الثالث على الشبكة IEEE-30:** تم اختبار خوارزمية LNR المحسنة المقترحة بوجود 17 قياساً شاذاً متبادل التأثير ومتطابقاً مع مجموعة القياسات المتاحة. هذه الحالة من أصعب الحالات من حيث نوع القياسات الشاذة وعددها، حيث أن احتمال ظهور هذا العدد من هذا النوع ضعيف جداً حتى في أكبر الشبكات.

الجدول (6): الاختبار على الشبكة IEEE-30

القيم الأساسية	القياسات الشاذة المولدة	التقييم
$P_6=0.0054$	$P_6=1.0234$	$P_6=-0.0053$
$Q_6=-0.0272$	$Q_6=-1.0227$	$Q_6=-0.0232$
$V_6=1.01$	$V_6=2.0123$	$V_6=1.0115$
$P_{62}=-0.5972$	$P_{62}=-1.5903$	$P_{62}=-0.6044$
$P_{64}=-0.6945$	$P_{64}=-1.6876$	$P_{64}=-0.7111$
$P_{67}=0.3774$	$P_{67}=1.3843$	$P_{67}=0.3632$
$P_{68}=0.2984$	$P_{68}=1.3053$	$P_{68}=0.2851$
$P_{69}=-0.2767$	$P_{69}=-1.2698$	$P_{69}=-0.2692$
$P_{6-10}=-0.1581$	$P_{6-10}=-1.1512$	$P_{6-10}=-0.155$
$P_{6-28}=0.1864$	$P_{6-28}=1.1933$	$P_{6-28}=0.1732$
$Q_{62}=0.0008$	$Q_{62}=1.0052$	$Q_{62}=0.0007$
$Q_{64}=0.1528$	$Q_{64}=1.1572$	$Q_{64}=0.1482$
$Q_{67}=-0.0357$	$Q_{67}=-1.0313$	$Q_{67}=-0.0411$
$Q_{68}=-0.0923$	$Q_{68}=-1.0879$	$Q_{68}=-0.0975$
$Q_{69}=0.1962$	$Q_{69}=1.2006$	$Q_{69}=0.1996$
$Q_{6-10}=0.0592$	$Q_{6-10}=1.0636$	$Q_{6-10}=0.0608$
$Q_{6-28}=-0.0142$	$Q_{6-28}=-1.0098$	$Q_{6-28}=-0.0191$

نوع القياسات الشاذة	مضاعفة متبادلة التأثير متطابقة
عدد القياسات الشاذة المكتشفة	17
زمن التنفيذ (ثانية)	64.084
قيمة الراسب $J(x^{new})$	30.239

لم يكن بالإمكان مقارنة نتائج التطبيق الثالث مع نتائج مناظرة من البحث [10] لأنه لم يختبر خوارزميته على هذه الشبكة. نلاحظ من النتائج السابقة سرعة خوارزمية LNR المقترحة في التنفيذ مقارنة مع طريقة الخوارزمية الوراثية المقترحة في [10]، بالإضافة لبساطتها.

ملاحظة:

لقد تم تنفيذ الخوارزمية الوراثية المتكيفة ذاتياً [10] على حاسوب بالمواصفات التالية:

3.6 GHz Pentium IV, 2 Giga Bytes Ram

ونفذت الخوارزمية المقترحة على حاسوبين:

الأول بمواصفات أقل: 2,4 GHZ Celeron (R), 512 Mega Bytes Ram

والثاني بمواصفات أعلى: 2 GHZ/2MB Core 2 Duo, 3 Giga Bytes Ram

وقد تبين أن أداء الخوارزمية المقترحة على كلا الحاسوبين المبينين أعلاه أسرع بكثير من أداء خوارزمية [10]. أي أن السر في سرعة الخوارزمية يكمن في طبيعة الخوارزمية وليس بقدرات الحاسوب المستخدم.

الاستنتاجات والتوصيات

من الدراسة السابقة يمكن أن نستنتج ما يلي:

1. كل طرق اكتشاف القياسات الشاذة وتحديد هويتها وإزالتها المعروفة بالنسبة لنا حتى الآن تستهلك زمناً كبيراً نسبياً قياساً بمتطلبات الاستجابة السريعة للتحكم في الزمن الحقيقي.
2. تشير المراجع المتاحة إلى الفشل في تحديد هوية القياسات الشاذة القوية الارتباط المتطابقة باستخدام طريقة الراسب المعدل الأكبر LNR، في الوقت الذي أثبتت فيه الخوارزمية المقترحة في هذا البحث نجاحها في تحديد هوية هذا النوع باستخدام طريقة LNR مع طريقة المنطقة الموثوقة لتقييم الحالة.
3. صحيح أن كلا الخوارزميتين، الخوارزمية المقترحة وخوارزمية الجينات الوراثية نجحتا في اكتشاف وتحديد هوية كل أنواع المعطيات الشاذة في الشبكات الصغيرة إلا أن الخوارزمية المقترحة تميزت بزمن تنفيذ أقل بكثير.
4. اختبار الخوارزمية المقترحة على شبكة IEEE-30 buses بوجود عدد كبير من أصعب أنواع القياسات الشاذة يؤكد أنها صالحة للاستخدام في الشبكات الكبيرة.
5. تتميز الخوارزمية المحسنة لـ LNR المقترحة بدقة الحساب (النتائج قريبة من الحقيقية)، وسرعة التنفيذ (أسرع من أية خوارزمية معروفة لدينا حتى الآن)، والبساطة في حذف القياسات الشاذة (وخاصة من النوع المضاعف المتبادل التأثير المتطابق)، والتخلص من قلب مصفوفة الربح في كل تكرار.
6. لا أهمية تذكر لمواصفات الحاسوب المستخدم لتنفيذ الخوارزمية المقترحة، إذ إنها أثبتت فعاليتها على حواسيب متباينة القدرات أقوى وأضعف.
7. إمكانية الاستفادة من MATLAB Optimization Toolbox من أجل إيجاد الحل الأمثل سواء بطريقة الخوارزمية الوراثية أو الطريقة الموثوقة.

المراجع

1. أ. د. علي حمزة ؛ د. حسان سويدان، نظم التنسيق والأتمتة في منظومات القدرة الكهربائية، منشورات جامعات دمشق، كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية، 2008 -2009 ، 560 .
2. GEORGE L. KUSIC, Computer-Aided Power Systems Analysis. PRENTECE-Hall, USA, Atlanta, Georgia, 1986, 402.
3. WOOD, A. J. ; WOLLENBERG, B. F. Power Generation Operation and Control. John Wiley & Sons, Inc. sec.ed, 1996, 444.
4. ABUR, A. ; EXPOSITO, A. G. Power System State Estimation Theory and Implementation, 1st, MARCEL DEKKER, USA, New York, 2004, 336.
5. SAKIS MELIOPOULOS, A. P. Power System Modeling, Analysis and Control "operating state estimation". Atlanta, Georgia Institute of Technology, 2010, 94. Available at site: http://Comcast.net/~energia/ .
6. SADA, E. N; GARCIA, A.V. Identifying Multiple Interacting Bad Data In Power System State Estimation. Power Engineering Society General Meeting,12-16 June, IEEE, vol. 1, 2005, 571-577.
7. GASTONI, S. ; GRANELLI, G. P. ; MONTAGA, M. Multiple Bad Data Processing By Genetic Algorithms. IEEE Bolonga Power Tech Conference, Bolonga, Italy, June 2003. Available at site : www.labplan.ufsc.br/congressos/Powertech/papers/132.**pdf** .
8. GRANELLI, G. P.; MONTAGNA, M. Identification of Interacting Bad Data in The Framework of the Weighted Least Square Method. electric power system research, vol. 78, 2008, 806-814.
9. PAJIC, S. Power System State Estimation and Contingency Optimal Power Flow- A Numerically Robust Implementation. Worcester polytechnic institute, April, 2007, 154.
10. HOSSAM-ELDIN, A. A.; ABDALLAH, E. N.; El-NOZAHY, M.S. A Self Adaptive Genetic Based Algorithm For The Identification And Elimination Of Bad Data. World academy of science, Engineering and Technology, vol. 45, 2008, 501-506.
11. PAIIC,S. Power system State Estimation Via Globally Convergent Methods. Transaction on power systems, IEEE, Vol.20, Issue:4, 2005, 1683-1689.
12. SUE DOLLAR, H.; NICHOLASI, M. G. ; DANIEL, P. R. On solving trust-region and other regularized subproblems in optimization. Oxford University Computing Laboratory, Numerical Analysis Group, Technical Report 09/01, 2009, 22-57.