

التنبؤ قصير الأمد بالحمل الكهربائي، لمدينة اللاذقية، باستخدام الشبكات العصبية الصناعية

الدكتور علاء الدين حسام الدين*
المهندس محمد بهلول**

(تاريخ الإيداع 8 / 5 / 2011. قَبْلَ للنشر في 22 / 6 / 2011)

□ ملخص □

يتناول بحثنا هذا جانباً محدداً من عمليات التنبؤ بالحمولات الكهربائية، وهو التنبؤ قصير الأمد بالحمولات الكهربائية (STLF-Short Term load Forecasting)، وذلك باقتراح منظومة تنبؤ قصير الأمد للطلب على الحمل الكهربائي باستخدام الذكاء الصناعي، فقد جرى التركيز في عملية التنبؤ على استخدام الشبكات العصبية الصناعية (ANN-Artificial neural network) التي تبني خوارزميتها المعقدة؛ لترفع مستوى الأداء للمنظومة. استناداً إلى المنظومة المقترحة صُممَ برنامج بلغة "MATLAB"؛ بغية محاكاة عملها، وقمنا بالتيقن من عمل هذا البرنامج اعتماداً على معطيات ذروة الحمل الساعي للطاقة الكهربائية المستهلكة في مدينة اللاذقية من تاريخ 1-6-2010 حتى تاريخ 1-7-2010 التي حصلنا عليها من المؤسسة العامة لاستثمار الطاقة الكهربائية، ونقلها، التابعة لوزارة الكهرباء في الجمهورية العربية السورية، وتبين من خلال النتائج التي حصلنا عليها أنّ البرنامج ذو كفاءة عالية جداً، ويصلح لتقدير الطلب بدقة حسابية عالية، ومقبولة في التطبيقات.

الكلمات المفتاحية: التنبؤ قصير الأمد بالحمولات الكهربائية، الشبكات العصبية الصناعية، السلاسل الزمنية.

* أستاذ مساعد في قسم هندسة الطاقة الكهربائية - كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية - جامعة تشرين - اللاذقية - سورية.
** فائز بالأعمال - معاون في قسم هندسة الإلكترونيات والاتصالات - كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية - جامعة تشرين - اللاذقية - سورية.

Short Term Load Forecasting for Lattakia City Using Artificial Neural Networks (ANNs)

Dr. Alaa Eldin Housam Eldin*
Eng. Mohammad Bahloul**

(Received 8 / 5 / 2011. Accepted 22 / 6 / 2011)

□ ABSTRACT □

This paper deals with certain aspect of electrical loads forecasting process which is the short term load forecasting (STLF) through proposing a short term forecasting system for the electrical load demand by employing the artificial neural networks which build its algorithm to boost the performance and to increase the noise immunity of the system.

Based on the proposed system a (MATLAB) language- software has been designed with the objective of simulating its function, we made sure of effective function of this software based on the hourly load apex data of electrical energy consumed in Lattakia city from the date of 01/6/2010 till the date of 01/7/2010 which was obtained from the general organization of electrical power, a subsidiary of the ministry of electricity in Syria. The results we concluded revealed that the software is highly efficient and capable to assess the load demand in a very high and acceptable mathematical accuracy in practice.

Keywords: Short Term Load Forecasting, Artificial Neural Networks, Time Series.

* Associate Professor, Department of Electrical Power Engineering, Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Tishreen University, Lattakia, Syria.

** Academic Assistant, Department of Electronics and Communications Engineering, Faculty of Electrical and Mechanical Engineering, Tishreen University, Lattakia, Syria.

مقدمة:

أصبح التنبؤ بالحمولات الكهربائية في السنين الأخيرة واحداً من أهم المجالات البحثية في الهندسة الكهربائية، وحظي بكثير من الاهتمام، وقدم حوله الكثير من الأبحاث والدراسات؛ لكونه من أهم مسائل نظم القدرة الكهربائية، فنظراً لما تتحمله الدولة من أعباء مالية في توليد الطاقة الكهربائية، وتوزيعها، كان هناك دوماً حاجة ماسة في أنظمة القدرة الكهربائية للتنبؤ بشكل دقيق باحتياجات الحمل، فالتنبؤ الدقيق بالحمولات سيزود المسؤولين عن إدارة الطاقة الكهربائية، وتوزيعها، بمعلومات دقيقة ومنتظمة، تساعد على إدارة مؤسسات نظم القدرة المختلفة، واستثمارها، بشكل اقتصادي وفعال؛ إذ يمكن أن يساعد نظام الإدارة في مؤسسات نظم القدرة في عمليات صنع القرار، واتخاذها، فيما يتعلق بزيادة إنتاج الطاقة، أو تخفيضها، وفقاً لتقدير الطلب، أو قد يساعد في وضع الخطط المستقبلية للتوسع بمحطات التوليد الحالية، أو العمل على تشييد محطات توليد جديدة، أو حتى في وضع جدولة الصيانة لمنشآتهم. وهذا كله بناءً على معرفة دقيقة ومبسطة عن الطلب المحتمل على الطاقة اعتماداً على منظومات تنبؤ الحمل الخاصة به، هذا كله إلى جانب عدم إغفال أن توافر الطاقة الكهربائية بشكل دائم متواصل هو واحد من أهم العوامل ذات العلاقة بالتنمية الصناعية، وخاصة في دولة نامية مثل سورية مع ما تشهده من تطور كبير في القطاع الصناعي في الآونة الأخيرة.

أهمية البحث وأهدافه:

يجب أن يراعى عند تنبؤ الطلب على الحمل ألا يكون تنبؤاً متحفظاً جداً، ولا متفائلاً جداً، فإذا كان متحفظاً جداً فعندها من المحتمل ألا تلي السعة المولدة حجم الاحتياج الفعلي، وهذا سيؤدي إلى فرض قيود على توزيع الطاقة، الأمر الذي من شأنه أن يعوق التنمية الاقتصادية للبلاد. أما إذا كان التنبؤ متفائلاً جداً فيمكن أن يؤدي عندها إلى إسراف في الطاقة الكهربائية المولدة، الأمر الذي سيتطلب استثمارات أكبر في مجالات الكهرباء دون تحقيق أي عوائد منها.

إنّ بلداً نامياً مثل سورية غير قادر على تحمّل أي من الحالين السابقين، نظراً للضغوط الكبيرة الواقعة على موارده المالية المحدودة، ولذا ستكون هناك دوماً حاجة ماسة، في سورية، إلى تطوير نماذج تنبؤ بالحمولات، اعتماداً على أحدث التقنيات المستخدمة في هذا المجال عالمياً؛ لتساعد الإدارة في مؤسسات نظم القدرة في عمليات اتخاذ القرار.

طوّرت على مدى السنين الماضية نماذج تنبؤ مختلفة معتمدة على طرق بيانية، وإحصائية، مختلفة، أو باستخدام نماذج (ARMA- Auto Regressive and Moving Average Models) التي عدت أكثر الطرق شيوعاً.

أظهرت لاحقاً تقنيات الذكاء الصناعي كالشبكات العصبية الصناعية (ANN-Artificial neural network)، والأنظمة الخبيرة (Expert Systems)، نتائج واعدة في العديد من الأنظمة، وعلى ضوء التوسع والتقدم في تطبيقها على أنظمة القدرة الكهربائية في مجالات التنبؤ بالحمولات ظهر جلياً أنه من الممكن استخدام هذه التقنيات للتغلب على القيود والمشاكل التي عانت منها سابقاً طرق تنبؤ بالحمولات [1].

تزايدت في السنوات الأخيرة الثقة والقبول بتطبيق الشبكات العصبية الصناعية في قطاع نظم القدرة، ويعود ذلك إلى المقدرة التي أظهرتها في معالجة المعلومات باتباع سلوك الصندوق الأسود، إذ تستطيع الشبكات العصبية

الصناعية- عند تزويدها ببيانات دخل وخرج مقبولة وكافية- تقرب أي تابع مستمر إلى درجة دقة كافية، وقد ثبتتصحة ذلك في مجالات متعددة كثيرة مثل تعرّف النماذج، ونظم التنبؤ، ونظم التحقق، ومعالجة الإشارة، وغيرها من المجالات [3]، [2].

يعتمد تطوير نموذج جيد، باعتماد الشبكات العصبية الصناعية، على عوامل عدة: يتعلق العامل الأول بالبيانات المستخدمة إذ إنّ جودة النموذج تعتمد إلى حد كبير على جودة البيانات المستخدمة، ونوعيتها، أما العامل الثاني فهو هيكلية الشبكة، أو بنية النموذج، إذ إنّ اختلاف بنية الشبكة سيؤدي إلى اختلاف في عملية تقويم الأداء، وعادةً تستخدم الشبكات المتعددة الطبقات، أما العامل الثالث فهو حجم النموذج وتعقيده [1].

وفقاً لما سبق فإن هدف البحث سيكون تصميم نموذج دقيق للتنبؤ، قصير الأمد، بالحمل الكهربائي؛ باستخدام الشبكات العصبية الصناعية، متصفاً بأفضل البارامترات، والخصائص، وهذا ما سنحاول إيجاده، والوصول إليه لاحقاً عبر دراستنا هذه.

منهجية البحث:

ستسير منهجية البحث على النحو الآتي:

1- اقتراح هيكلية منظومة التنبؤ بالحمولات باستخدام الشبكة العصبية الصناعية من ناحية تحديد متغيرات الدخل الأكثر تعلقاً بسلوك الحمولات، واختيارها، ومن ثم تحديد البنية المعمارية المثلى للشبكة من ناحية عدد الطبقات، وعدد العصبونات في كل طبقة، وتوابع التفعيل المناسبة؛ للحصول على درجة دقة تنبؤ مرتفعة.

2- تدريب النموذج المقترح بإعطائه نماذج دخل وخرج كافية وصالحة.

3- اختبار النموذج المقترح على نماذج دخل لم يدرب عليها سابقاً؛ بغية تحديد قيم حمولات مستقبلية، ومن ثم الموازنة بينها وبين القيم الحقيقية لهذه الأحمال؛ بغية تحديد كفاءة النموذج أيصلح لتقدير الطلب بدقة أم لا؟ وبعدها سنقوم بسررد النتائج، وصياغة الاستنتاجات، والمقترحات المستقبلية.

تصميم منظومة التنبؤ:

تشمل عملية التصميم ما يلي:

- 1- تحديد البيانات المستخدمة في البحث.
- 2- اختيار متغيرات الدخل للشبكة العصبية الصناعية عن بانتقاء العوامل الأكثر ترابطاً وتأثيراً في الحمولات المستقبلية.
- 3- تحديد البنية المعمارية المثلى للشبكة العصبية الصناعية، ومن ثم تدريب هذه الشبكة.
- 4- اختبار أداء المنظومة.

آ- البيانات المستخدمة في البحث: استخدمت في هذا البحث معطيات ذروة الحمل الساعي للطاقة الكهربائية المستهلكة في مدينة اللاذقية من تاريخ 1-6-2010 حتى تاريخ 1-7-2010 التي حصلنا عليها من المؤسسة العامة لاستثمار الطاقة الكهربائية، ونقلها، التابعة لوزارة الكهرباء في الجمهورية العربية السورية، وقد استخدمت البيانات المتعلقة بالأيام الخمسة عشر الأولى؛ بغية تدريب منظومة التنبؤ، على حين استخدمت بيانات باقي الأيام للاختبار،

وتقويم الأداء، والجدير بالذكر هنا هو أنه رغم أن البيانات المستخدمة في هذا البحث خاصة بمدينة اللاذقية إلا أن المنظومة تصلح لأية مدينة أو منشأة أخرى إذا زودت المنظومة بالبيانات الخاصة بهذه المدينة، أو المنشأة، ودُرِّبَت عليها.

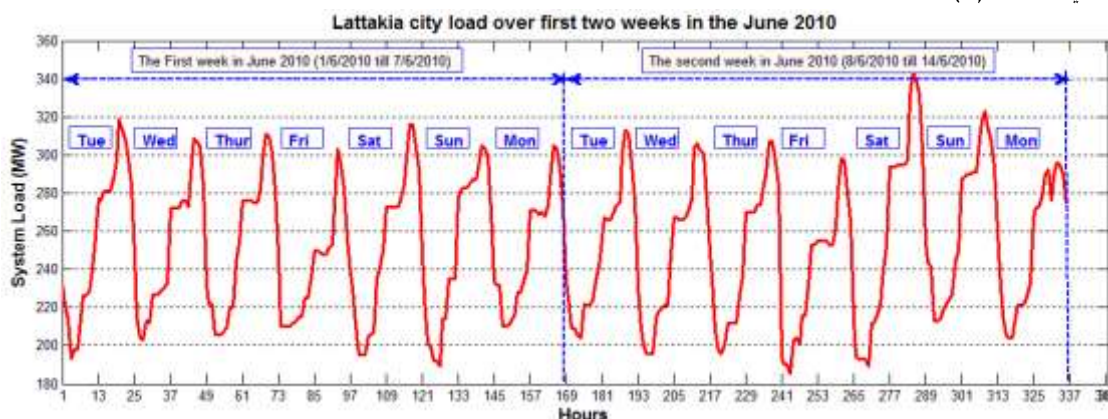
ب- اختيار متغيرات الدخل: يختلف الطلب على الحمل عموماً بحسب اختلاف سلوك الحمل وطبيعته، وبحسب العوامل الجوية، ولذا يمكن تمثيل الحمل الكهربائي بالعلاقة الآتية [4]:

$$L(t) = B(t) + L_{weather}(t) + L_{special\ evant}(t) + L_a(t) \quad (1)$$

إذ تمثل الرموز:

$B(t)$ الحمل الأساسي المستقل عن العوامل الخارجية المؤثرة.
 $L_{weather}(t)$ الجزء من الحمل الذي يتأثر ويتحسس بالعوامل الجوية من ناحية درجة الحرارة، والرطوبة، وسرعة الرياح، وكثافة السحب، وشدة الضوء، وغيرها من الظروف والعوامل الجوية.
 $L_{special\ evant}(t)$ الجزء من الحمل الذي يتأثر بوجود أحداث، وظروف خاصة، كأيام العطل الأسبوعية، أو أيام العطل الرسمية، أو مصادفة مباراة كرة قدم عالمية، وغيرها من الأحداث.
 $L_a(t)$ مركبة عشوائية تقابل بدء أو إنهاء حمل ضخم (مثلاً معمل لصهر الصلب والحديد)؛ لأنه بلا شك سيحدث تغييراً واضحاً في منحني الحمل.

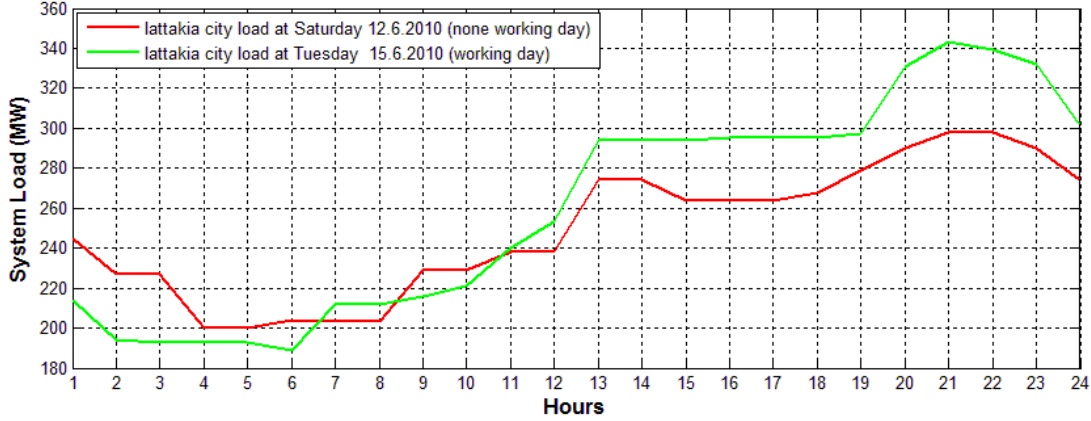
نستطيع بعد دراسة البيانات المتوافرة لدينا، لمدينة اللاذقية، استنتاج قابلية تكرار تابع الحمل خلال فترة أسبوع واحد، إذ سيتكرر تابع الحمل هذا في الأسابيع اللاحقة عدا بعض التذبذبات والتأرجحات البسيطة كما هو مبين في الشكل (1).



(شكل 1: مخطط الحمل الساعي لمدينة اللاذقية في الأسبوعين الأولين لشهر حزيران 2010.)

الناحية البالغة الأهمية هنا هي أن تغير الحمل لا يتأثر بالعوامل الجوية الخارجية، وعوامل الوقت، والظرف فقط، بل يتأثر أيضاً بحالته السابقة والحالية، وهذا ما سيمكّننا من الاستفادة من المعلومات المتعلقة بحالة الحمل السابقة والحالية؛ من أجل التنبؤ بالحمل المستقبلية، ولذا سنقوم بانتقاء المعلومات الأكثر ترابطاً وتأثيراً في حالة الحمل المستقبلي من بين هذه المعلومات، وذلك كي نعتمدها بمنزلة مداخل في منظومة التنبؤ الخاصة بنا، وبناءً على ذلك فقد قمنا بإيجاد قيم عوامل الترابط بين الحمل الحالي وقيم الأحمال السابقة؛ بغية تحديد القيم الأكثر ترابطاً؛ أي الأكثر تأثيراً في قيمة الحمل الحالي.

كما يمكن بعد دراسة البيانات الإحصائية المتوافرة أن نلاحظ التباين الواضح، في كمية الاستهلاك، بين أيام الأسبوع العادية وأيام العطل الرسمية (كيومي العطلة الأسبوعية الجمعة والسبت) كما هو مبين في الشكل (2) الذي يظهر أنماط تابع الحمولة خلال يومين: أحدهما هو يوم عمل نظامي، والآخر هو يوم عطلة اسبوعية، إذ نلاحظ أن يوم الدوام العادي يتميز باستهلاك أكثر للطاقة باعتبار أن أحمال مدينة اللاذقية هي بالدرجة الأولى أحمال سكنية، وليست صناعية، الأمر الذي سنأخذه بالحسبان لاحقاً عند تصميم منظومتنا.



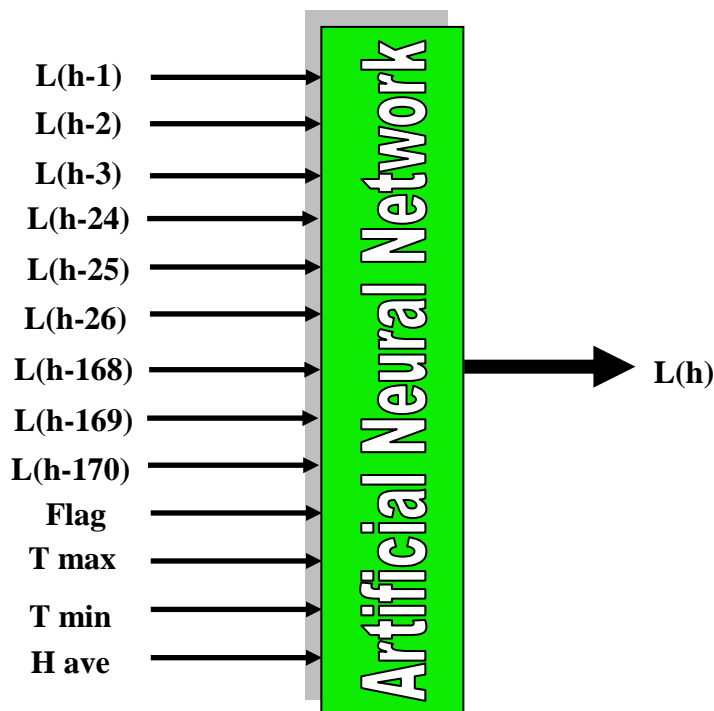
(شكل 2: مخطط الحمل الساعي ليومين في شهر حزيران 2010 أحدهما هو يوم عمل والآخر يوم عطلة.)

كما يمكن، بعد دراسة البيانات المتوافرة، أن نلاحظ التباين الواضح في كمية الاستهلاك تحت تأثيرات المناخ والظروف الجوية السائدة من نواحي درجة الحرارة، والرطوبة، وسرعة الرياح، وكثافة السحب، وشدة الضوء، وغيرها من الظروف، والعوامل الجوية، فمن المعلوم أن لها تأثيراً كبيراً في الحمل الكهربائي وبخاصة درجة الحرارة، اعتماداً على الشبكة العالمية العنكبوتية استطعنا الحصول على المعطيات المتعلقة بالأحوال والظروف الجوية التي كانت سائدة في مدينة اللاذقية من تاريخ 1-6-2010 حتى تاريخ 1-7-2010، وهي الفترة التي اعتمدها لدراسة سلوك الحمولة، والتنبؤ بها في بحثنا هذا، إذ استفدنا من المعطيات المتوافرة في هذا الموقع [5] واعتمدنا بعضها مداخل في شبكتنا العصبية الصناعية؛ بغية جعل منظومة التنبؤ المقترحة حساسة لتغيرات الطقس.

بالرغم من وجود أبحاث عديدة ضمن هذا المجال، إلا أننا، اعتماداً على ما سبق، اقترحنا منظومة جديدة مبنية في الشكل (3) لتقوم بعملية التنبؤ، إذ اقترحنا استخدام شبكة عصبية صناعية ذات ثلاثة عشر مدخلاً، تمثل القيم الأكثر تأثيراً وارتباطاً بقيمة الحمل الكهربائي المستقبلي المراد التنبؤ به، وهي:

- L(h-1) قيمة الحمل الساعي قبل ساعة من وقت التنبؤ.
- L(h-2) قيمة الحمل الساعي قبل ساعتين من وقت التنبؤ.
- L(h-3) قيمة الحمل الساعي قبل ثلاث ساعات من وقت التنبؤ.
- L(h-24) قيمة الحمل الساعي في الساعة الحالية نفسها، وإنما قبل يوم من وقت التنبؤ.
- L(h-25) قيمة الحمل الساعي قبل ساعتين ويوم من وقت التنبؤ.
- L(h-26) قيمة الحمل الساعي قبل ثلاث ساعات ويوم من وقت التنبؤ.

| | |
|----------|--|
| L(h-168) | قيمة الحمل الساعي في الساعة الحالية نفسها، وإنما قبل أسبوع من وقت التنبؤ. |
| L(h-169) | قيمة الحمل الساعي قبل ساعتين وأسبوع من وقت التنبؤ. |
| L(h-170) | قيمة الحمل الساعي قبل ثلاث ساعات وأسبوع من وقت التنبؤ. |
| Flag | مؤشر ليخبر هل اليوم الحالي (الذي أتوقع الحمل فيه) هو يوم عطلة، أم يوم عمل؟ |
| T max | درجة الحرارة اليومية العظمى لليوم الحالي. |
| T min | درجة الحرارة اليومية الصغرى لليوم الحالي. |
| H ave | متوسط الرطوبة لليوم الحالي. |



(شكل 3: منظومة التنبؤ المقترحة)

ج- تحديد البنية المعمارية المثلى للشبكة العصبية الصناعية: تؤثر بنية الشبكة العصبية الصناعية، كما هو معلوم، في درجة دقة التنبؤ. تعتمد إعدادات الشبكة بشكل أساسي على عدد الطبقات الخفية، عدد العصبونات في كل طبقة خفية، وعلى اختيار تابع التنفيع.

لا توجد حتى يومنا هذا مقاييس واضحة؛ ليحصل على أساسها تحديد بنية الشبكة العصبية الصناعية، وغالباً ما يعتمد ذلك على طبيعة المسألة أو المشكلة.

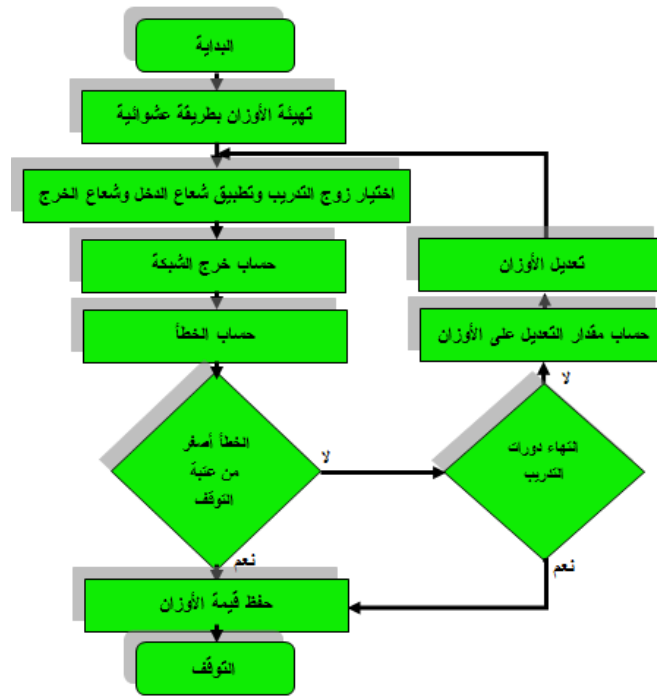
يقترح الباحث (Gowri T.M. et al) طرقاً عدة من أجل اختيار عدد العصبونات الخفية لشبكة عصبية

صناعية بثلاث طبقات عبر اتباع واحد من القواعد الآتية [6]:

- 1- عدد عقد الدخل (أي عدد مداخل الشبكة العصبية الصناعية)-1.
- 2- عدد عقد الدخل +1.
- 3- لكل 5 عقد دخل يمكن اعتماد 8 عصبونات في الطبقة الخفية.
- 4- حاصل قسمة عدد عقد الدخل على عدد عصبونات الخرج.
- 5- نصف مجموع عدد عقد الدخل، وعدد عصبونات الخرج.

قمنا، في بحثنا هذا، بعد التجريب والاختبار، باعتماد الطريقة الثالثة؛ أي من أجل كل 5 عقد دخل سنستخدم 8 عصبونات في الطبقة الخفية، وعليه اخترنا البنية المعمارية لشبكتنا العصبونية على النحو الآتي: 13-18-1؛ أي استخدمنا شبكة عصبية صناعية، مؤلفة من طبقة دخل، ذات عدد من العقد مساوٍ لعدد المداخل؛ أي ثلاث عشر عقدة دخل، وطبقة خفية واحدة، ذات ثمانية عشر عصبوناً خفياً، وطبقة خرج ذات عقدة خرج واحدة؛ لنحصل عبرها على القيمة المراد التنبؤ بها.

استخدمنا من أجل تحديث أوزان الشبكة، خوارزمية الانتشار الخلفي (Back Propagation Algorithm) بوصفها أكثر الخوارزميات شيوعاً واستخداماً، وهي تستخدم أسلوب التعلم تحت الإشراف، فيقدم عدداً من أزواج التدريب المؤلفة من شعاع الدخل، ويسمى عادةً شعاع النماذج (Patterns Vector) وشعاع الخرج، ويسمى عادةً شعاع الأهداف (Vector Targets)؛ بغية الوصول إلى حالة مستقرة، تجعل الشبكة قابلة للاستجابة الصحيحة لأشعة الدخل التي استخدمت في عملية التدريب، ولأشعة دخل جديدة إذ تستمر عملية التدريب حتى يصل الخطأ الحاصل بين شعاع الخرج والهدف إلى أصغر قيمة (عتبة توقف مثلاً 10^{-5}) تحدد سلفاً (الشكل 4) [7].



(شكل 4: المخطط الصندوقي لخوارزمية الانتشار الخلفي)

استخدمنا في بحثنا القيم الثلاث عشرة السابقة؛ لبناء أشعة الدخل، في حين ستشكل أشعة الخرج من قيم الحمل الكهربائي المراد التنبؤ به، ثم قمنا، من خلال أشعة الدخل والخرج، بتدريب الشبكة العصبية الصناعية؛ بغية تعليمها؛ لتصبح قادرة على التنبؤ مستقبلاً.

د- تقويم أداء المنظومة: تم تقويم أداء المنظومة، واختباره؛ للتنبؤ بالحمل عبر إعطائها نماذج دخل لم تدرب عليها وراقبنا القيمة المتنبأ بها، ووازننا بينها وبين القيمة الحقيقية للحمل.

هناك الكثير من المعايير بغية قياس مدى دقة عملية التنبؤ بالحمل الكهربائي، فمن هذه المعايير استخدمنا المعيار الأكثر شيوعاً واستخداماً، وهو متوسط خطأ النسبة المئوية بالقيمة المطلقة (MAPE- Mean Absolute Percentage Error) الذي يعرف بالعلاقة الآتية [8]:

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|L_{real} - L_{forecasted}|}{L_{real}} * 100 \quad (2)$$

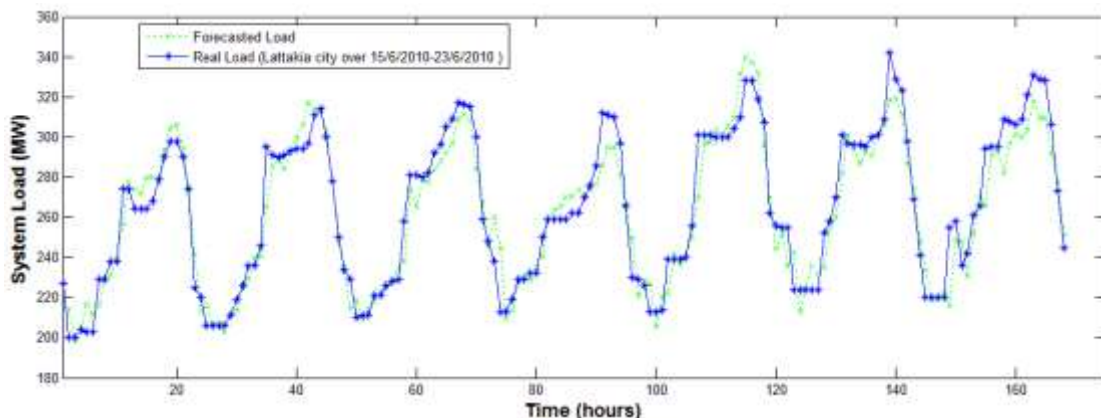
إذ تمثل الرموز:

L_{real} القيمة الحقيقية للحمل الكهربائي.
 $L_{forecasted}$ القيمة المتنبأ بها عبر منظومة التنبؤ.
 N عدد العينات التي قمنا بالتنبؤ بها.

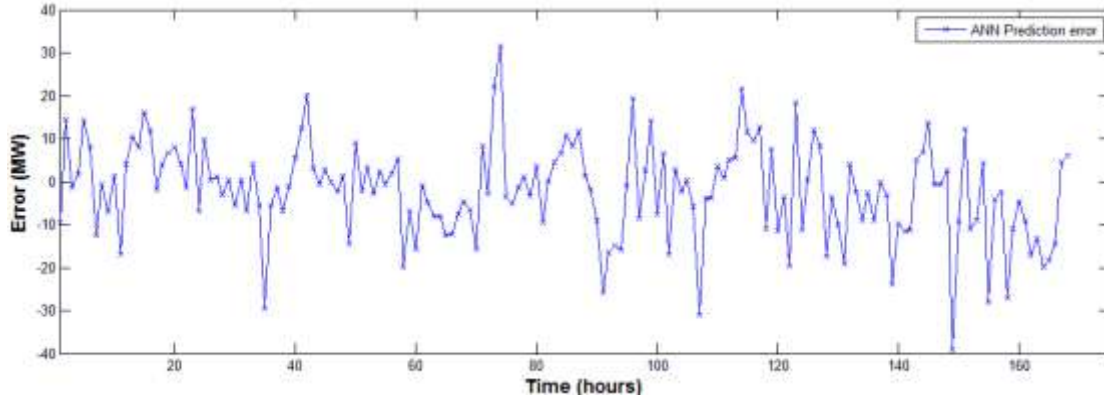
النتائج والمناقشة:

استخدمت بيئة "MATLAB" لكتابة برامج المنظومة؛ لأنها لغة عالية المستوى، تحوي مكاتب خاصة بنظم معالجة الإشارة، والسلاسل الزمنية، إضافة إلى مكتبة خاصة بالشبكات العصبية [9]، فقمنا باستخدام توابع من هذه المكتبات بتصميم وتدريب واختبار الشبكة العصبية الصناعية ذات الانتشار الخلفي المقترحة في منظومتنا. نفذت محاكاة للبحث النظري المسوق اعتماداً على معطيات ذروة الحمل الساعي للطاقة الكهربائية المستهلكة في مدينة اللاذقية المنتشرة زمنياً من تاريخ 1-6-2010 حتى تاريخ 1-7-2010، إذ استخدم في هذا البحث البيانات المتعلقة بالأيام الخمسة عشر الأولى؛ لغرض تدريب منظومة التنبؤ، على حين استخدمت بيانات بقية الأيام؛ لغرض الاختبار وتقويم الأداء. ويظهر الشكل (5) القيم الحقيقية للحمل، والقيم المتنبأ بها للأسبوع الثالث من شهر حزيران، على حين يظهر الشكل (6) الفرق بين القيم الحقيقية للحمل والقيم المتنبأ بها؛ أي الأخطاء التي حصلنا عليها عند استخدام الشبكة العصبية الصناعية؛ لتقوم بعملية تقدير قيم الحمل، والتنبؤ بها، أما الشكل (7) فيظهر النسبة المئوية للخطأ الناتج عن عملية التنبؤ.

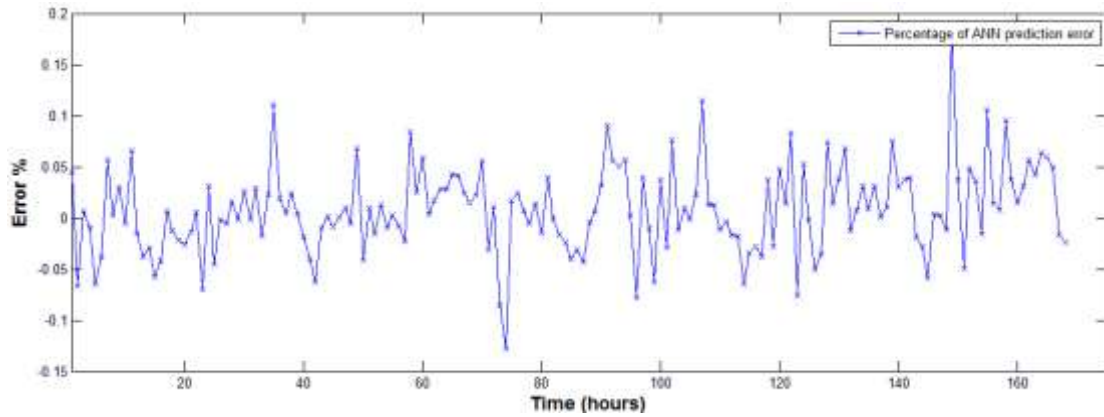
قمنا بحساب متوسط خطأ النسبة المئوية بالقيمة المطلقة MAPE فوجدنا أنه كان مساوياً 3.4129%، وهي قيمة صغيرة، مقبولة في التطبيقات العملية.



(شكل 5: القيم الحقيقية للحمل والقيم المتنبأ بها للأسبوع الثالث من شهر حزيران 2010)



(شكل6: الفرق بين القيم الحقيقية للحمل والقيم المتنبأ بها)



(شكل7: النسبة المئوية للفرق بين القيم الحقيقية للحمل والقيم المتنبأ بها)

الاستنتاجات والتوصيات:

الاستنتاجات:

توصلنا من خلال البحث إلى تصميم منظومة تنبؤ ذات أداء عالٍ، وذلك عبر استخدام شبكة عصبية صناعية، ذات طبقة خفية واحدة، بثمانية عشر عصبوناً خفياً وعقدة خرج واحدة، إذ استطاعت المنظومة المقترحة تحقيق تنبؤ بقيمة متوسط خطأ النسبة المئوية بالقيمة المطلقة MAPE، مساوٍ 3.4129%، وهي قيمة صغيرة، مقبولة في التطبيقات العملية، وهذا أظهر أن المنظومة المقترحة ذات كفاءة عالية جداً، ودرجة دقة تنبؤ معقولة، ويمكن اعتمادها عملياً لتقدير الطلب.

التوصيات:

- اعتماد الشبكات العصبونية الصناعية في مجال التنبؤ، قصير الأمد، من المؤسسة العامة لاستثمار الطاقة الكهربائية في سورية، وذلك للأهمية التطبيقية في إدارة الطلب على الطاقة الكهربائية.
- العمل على استخدام منظومات ذكاء صناعي أخرى، إضافة إلى الشبكات العصبونية في عمليات التنبؤ بالحمولة الكهربائية.

المراجع:

- [1] SARANGI, P.K.; SINGH, N.; CHAUHAN, R.K.; SINGH, R. *Short Term Load Forecasting Using Artificial Neural Network: A Comparison with Genetic Algorithm*. In ARPN journal of Engineering and Applied Science Vol. 4, N°. 9, Nov 2009, 88-93.
- [2] HIPPERT, H.S.; PEDREIRA, C.E.; SOUZA, R.C. *Neural Network for Short-term Load Forecasting: A Review and evaluation*. IEEE Trans. Power Syst., Vol. 16, N°. 1, Feb 2001, 44-55.
- [3] Abd El-hamid M, housam Aldin A, komaira E. *Comparative Study of the Effect of Different Signals of the Power System Stabilizer on the Stability of Electric Power Systems*. Tishreen University Journal for Research and Scientific Studies - Engineering Sciences Series; 29(3) ;2007.
- [4] COSTA, M.; PASERO, E.; PIGLIONE, F.; RADASANU, D. *Short Term Using a Synchronously Operated Recurrent Neural Network* In Neural Networks IJCNN '99. International Joint Conference, Vol.5, 1999, 3478-3482.
- [5] Chaaban F, Housam Eldin A. *Mathematic Method To Improve The Parameters Of Electric Power Transmission Lines*. Tishreen University Journal for Research and Scientific Studies - Engineering Sciences Series; 24;2002.
- [6] GOWRI, T. M.; REDDY, V. *Load Forecasting by a Novel technique Using ANN*. In ARPN journal of Engineering and Applied Science Vol. 3, N°. 2, Apr 2008, 19-25.
- [7] Safwan AlAssaf, *Towards Better Climatic Responses in Architectural and Urban Design*, College of Architecture, Al Baath University, 2002.
-HUI, C. *Artificial Neural Networks- Application*. In Tech, Croatia, 2011, 598.
- [8] WERON, R. *Modeling and Forecasting Electricity Loads and Prices A Statistical Approach*. John Willey & Sons, Inc, New York & London, 2006, 195.
- [9] DEMUTH, H.; BEALE, M. *Neural Network Toolbox. For Use with MATLAB, User's Guide*. ver. 4, the Math-Works, Inc., U.S.A., 2000, 846.