تطبيق نماذج GARCH والشبكات العصبية الإصطناعية على تحليل تجانس أخطاء السلسلة الزمنية

بحث مقدم من

صفاء محمد على مصطفى

مدرس مساعد بقسم الإحصاء والرياضيات والتأمين

كلية التجارة – جامعة بورسعيد

المنارة للاستشارات

www.manaraa.com

ملخص البحث

تختص مشكلة البحث فى محاولة حل مشكلة Heteroscedasticity أى عدم ثبات تباين أخطاء السلسلة الزمنية والتى تظهر عادة فى السلاسل الزمنية الإقتصادية خصوصاً المالية منها وذلك باستخدام أسلوب الشبكات العصبية الإصطناعية Artificial Neural Networks واستخدام النماذج المعممة للإنحدار الذاتى المشروط بعدم تجانس التباين GARCH لحل المشكلة موضوع البحث وذلك بالإعتماد على سلسلة بيانات يومية لمؤشرالبورصة المصرية الرئيسى EGX30 فى الفترة من ٢٠١٤/٦/١إلى ٢٠١٧/٣/٢٩.

و قد تم التخلص من المشكلة محل البحث باستخدام تلك الأساليب وتمت المقارنة بين نتائجهما

وخلص البحث إلى أن أسلوب الشبكات العصبية هو الأفضل من حيث سهولة التحليل ودقة التنبؤ و القضاء على مشكلات الأخطاء . كما تم إستخدام الشبكات العصبية فى تحسين دقة التنبؤ لنموذج GARCH وقد تم إثبات هذا التحسن فى القيم المقدرة بإستخدام إختبارمربع كاى لجودة التوفيق والذى أثبت عدم وجود أية فروق ذات دلالة إحصائية وأيدت تحسين التنبؤ.

المنارة للاستشارات

www.manaraa.com

Abstract

The Research mainly trying to solve the problem of Heteroscedasticity which appears in the financial series in particular by Using The method of Artificial Neural Networks and GARCH(Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) Models.

The Research uses a Daily data series of the Egyptian stock exchange main index (EGX30) From 1/6/2014 to 29/3/2017 .

The Research Succeeded in Solving the problem of Heteroscedasticity With the previous methods and compared it's Results .

the Research proofes that the Neural Networks was the best method for analyzing and forecasting and solving the problem of Heteroscedasticity andthe Combination of Neural Networks with GARCH models was a successful way to improving the results and enhancing the forecasts.

www.manaraa.com

(١) مشكلة البحث :

من أهم الإفتراضات التى يقوم عليها تحليل السلاسل الزمنية هو فرض ثبات تباين (تجانس) الخطأ Homoscedasticity ولكن إذا كانت الأخطاء لا تتمتع بهذه الصفة فإننا نكون بصدد مشكلة عدم تجانس التباين Heteroscedasticity ويترتب على ذلك فقدان المعلمات المقدرة لبعض خصائصها وفقدان كفاءتها فى التنبؤ ، لذا تتمثل مشكلة البحث فى محاولة حل مشكلة عدم ثبات تباين أخطاء السلسلة الزمنية بإستخدام كلاً من النماذج المعممة للإنحدار الذاتى المشروط بعدم تجانس التباين أى نماذج عائلة Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity Models (GARCH) وأسلوب الشبكات العصبية الإصطناعية Artificial Neural Networks .

(٢) أهداف البحث :

يهدف البحث بصورة أساسية إلى استخدام أسلوب الشبكات العصبية (ANN) ونماذج (GARCH) فى محاولة حل مشكلة عدم ثبات التباين كطريقة حديثة كما توجد أيضاً عدة أهداف فرعية تتمثل فيما يأتى :

١- استخدام تلك الأساليب فى التنبؤ بعد تحليل السلسلة و محاولة حل المشكلة .
٢- مقارنة نتائج الطرق المستخدمة فى محاولة حل مشكلة عدم ثبات التباين .
٣- إستخدام الشبكات العصبية فى تحسين دقة التنبؤات الناتجة من نموذج (GARCH)

(٣) أهمية البحث:

الأهمية العلمية : من حيث استخدام البحث لبعض أهم الأساليب الإحصائية المتقدمة وهى أسلوب الشبكات العصبية و نماذج (GARCH) و برامج الحاسب الآلى المتخصصة مثل برنامج EVIEWS وبرنامج MATLAB .

الأهمية العملية : من حيث مجال تطبيق البحث وهو قطاع هام بالسوق المصرى ومؤثر محلياً و دولياً ألا وهى البورصة المصرية حيث تعد بورصة الأوراق المالية المرآه التى تعكس حالة الاقتصاد القومى وقد تعددت الدراسات المتعلقة بالأسواق المالية عالمياً فيما ندرت عربياً.

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

(٤) فروض البحث :

يقوم البحث على الفروض التالية :

١- تستخدم نماذج (GARCH) فى حل مشكلة عدم ثبات التباين بالنسبة لبيانات أسواق الأوراق المالية حيث تأخذ بعين الاعتبار مشكلة عدم تجانس الخطأ.

٢- تعتبر الشبكات العصبية (ANN) أفضل من نماذج (GARCH) فى حل مشكلة عدم ثبات التباين بالنسبة لبيانات أسواق الأوراق المالية .

٣- الدمج بين الشبكات العصبية ونماذج (GARCH) يؤدى إلى تحسين دقة التنبؤ .

(٥) حدود البحث :

- يقتصر البحث على بورصة الأوراق المالية المصرية فقط .

- المتغير محل البحث هو سلسلة بيانات المؤشر الرئيسى للبورصة المصرية (EGX30) و الذى يقيس آداء أعلى ثلاثين شركة من حيث السيولة والنشاط فقط.

- تم الإعتماد على البيانات التاريخية للبورصة المصرية وإستخدام سلسلة بيانات يومية للمؤشر(EGX30) فى الفترة من ٢٠١٤/٦/١إلى ٢٠١٧/٣/٢٩باستثناء ايام العطل أى باستخدام ٦٩٦مشاهدة .وقد تم إختيار هذه الفترة باعتبارها بداية فترة استقرار اقتصادى بسبب استقرار الحالة السياسية نسبياً .

(٦) الدراسات السابقة :

- **الشركسى (٢٠١١)**

" تفسير سلوك مؤشر سوق الأوراق المالية الليبى بإستخدام نماذج GARCH "

هدفت هذه الدراسة إلى بناء نموذج مناسب يفسر سلوك سلسلة الأرباح (العوائد) لسوق الأوراق المالية الليبى كسوق نا شئ وإستخدمت الدراسة سلسلة العوائد اليومية لأسعار الإغلاق لمؤشر السوق الليبى خلال الفترة من شهر أبريل ٢٠٠٨ وحتى شهر يوليو ٢٠٠٩ والتى ظهر فيها أثر ARCH مما يعنى وجود مشكلة عدم تجانس التباين وخلصت الدراسة إلى أن النموذج الملائم هو نموذج GARCH(1,1) .

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

- **الوقدى (٢٠١٤)**

"نموذج إحصائى مقترح لتوصيف التقلبات فى التباين الشرطى بالتطبيق على المؤشر العام لسوق المال المصرى "

هدفت هذه الدراسة للوصول لأفضل نموذج للتنبؤ بمؤشرات البورصة المصرية EGX30, EGX70, EGX100 بالأخذ فى الإعتبار مشكلة عدم ثبات متوسط وتباين السلسلة الزمنية وإستخدمت الدراسة مجموعتين من البيانات هى بيانات يومية وبيانات شهرية للمؤشرات الثلاثة فى الفترة من ٢٠٠٦/١/٢ وحتى ٢٠١٢/١٢/٣١ وخلصت الدراسة إلى أنه إذا تواجدت مشكلة الإرتباط الذاتى أو مشكلة عدم تجانس الخطأ فإنه من افضل النماذج المستخدمة فى هذه الحالة نماذج GARCH وخصوصاً نموذج EGARCH .

- **بن الضب (٢٠١٥)**

" إستخدام نماذج GARCH للتنبؤ بالصدمات فى البورصات العربية كآلية لإدارة الأزمات "

هدفت هذه الدراسة إلى إبراز أهمية نماذج الإنحدار الذاتى المشروطة بعدم تجانس التباين فى نمذجة التقلبات والتنبؤ بها كآلية لأدارة الأزمات والإنذار المبكر واستخدمت الدراسة بيانات يومية لمؤشرات أسهم تسع بورصات عربية وهى: أبوظبى ودبى والبحرين ومصروالكويت والمغرب وعمان وقطر والسعودية فى الفترة من ٢٠٠٧حتى ٢٠١٢وخلصت الدراسة إلى وجود مشكلة عدم تجانس التباين مما يفرض إستخدام النماذج المشروطة بعدم تجانس التباين وكان النموذج الأفضل لتمثيل معظم المؤشرات هو نموذج EGARCH(1,1) .

- **زقاى و عبد القادر (٢٠١٦)**

" نمذجة عوائد الأسواق المالية والتنبؤ بمستوياتها المستقبلية بإستخدام نموذج الشبكات العصبية الإصطناعية (دراسة حالة سوق دبى المالى من الفترة ٢٠٠٦/١٢/٤ إلى ٢٠١٥/٢/٣)

هدفت هذه الدراسة إلى التعرف على أسلوب الشبكات العصبية الإصطناعية ومدى قدرتها على نمذجة عوائد مؤشرات الأسواق المالية والتنبؤ وإستخدمت بيانات السلسلة الزمنية لعوائد مؤشر سوق دبى فى الفترة من ٢٠٠٦/١٢/٤إلى ٢٠١٥/١/٤ ثم التنبؤ للفترة من ٢٠١٥/١/٥إلى ٢٠١٥/٢/٣وخلصت الدراسة إلى مايؤكد كفاءة نموذج الشبكات العصبية الإصطناعية على التنبؤ حيث أعطت الشبكة نتائج موافقة للقيم الفعلية إلى حد كبير .

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

- **العقابى (٢٠١٧)**

" قياس التطاير فى السلاسل الزمنية المالية (نماذج ARCH & GARCH)

هدفت هذه الدراسة إلى إختيار أفضل نموذج للتباين المشروط ببواقى نموذج السلاسل الزمنية للبيانات الأسبوعية لأسعار خامات نفط سومو فى ظل حالة عدم التأكد السائدة بأسواق النفط .

وإستخدمت الدراسة عدة نماذج من عائلة نماذج ARCH والتى تتعامل مع تقلبات القيم المالية عبر سلسلة زمنية فى الفترة من ٢٠٠٤ وحتى ٢٠١٦ وخلصت الدراسة إلى أن النموذج الملائم هو نموذج GARCH(1,7) .

(٧) الجانب النظرى للبحث :

(٧-١) نماذج ARCH & GARCH :

لقد كانت نماذج القياس الاقتصادي التقليدية تفترض ثبات تباين الأخطاء، غير أن هذا الفرض يعتبرغير واقعي خاصة عندما يتعلق الأمر بالسلاسل المالية .حيث أن معظم المتغيرات المالية تتميز بالتقلب و عدم ثبات تباين الأخطاء عبر الزمن.

(٧-١-١) نموذج الإنحدار الذاتى المشروط بعدم تجانس الخطأ (ARCH) :

يتخذ النموذج الصورة التالية و يمثل نموذج ARCH(1) : [١٢,٩، ٨,٢]

$$Y_t = X_t\beta + \varepsilon_t$$

$$\varepsilon_t = Z_t\sqrt{h_t}$$

$$h_t = \sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{q} \alpha_i \varepsilon_{t-1}^2$$

حيث :

$$Y_t \to N(\varepsilon_t, h_t) \quad \varepsilon_t \to N(0, h_t) \quad Z_t \to N(0,1) \quad , \quad \alpha_0 > 0 \quad , \alpha_1 \geq 0$$

وتسمى المعادلة الأولى معادلة المتوسط وهى عبارة عن دالة فى المتغيرات X والخطأ العشوائى

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

كما تمثل المعادلة الثانية معادلة التباين المشروط والتى تمثل دالة فى أخطاء الفترات السابقة :

$$h_t = \sigma_t^2 = h(\varepsilon_{t-1}, \varepsilon_{t-2}, \dots, \varepsilon_p, \alpha)$$

وتسمى q رتبة النموذج ARCH(q) و α متجه المعلمات المجهولة .

(٧-١-٢)نموذج الإنحدارالذاتى المعمم المشروط بعدم تجانس الخطأ (GARCH)

يتخذ النموذج الصورة التالية ويمثل نموذج GARCH(1,1) : [١٢,٩، ٨,٢]

$$Y_t = X_t\beta + \varepsilon_t$$

$$h_t = \sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{q} \alpha_i \varepsilon_{t-1}^2 + \sum_{j=1}^{p} \beta_j h_{t-j}^2$$

حيث: $\alpha_0 > 0 , \alpha_1 \geq 0 , \beta_t \geq 0$

وفى هذه المعادلة نجدأنها مفسرة بدلالة المتوسط α_0 بدلالة مربعات البواقي المتأخرة لمعادلة المتوسط (ε_{t-1}) و تعرف بطرفARCH (ARCH-term) و هي تمثل المعلومات الخاصة بالتذبذب في الفترا ت السابقة و بدلالة التباين للفترة السابقة σ_{t-1}^2 ويعرف بطرفGARCH و يمكن كتابة معادلة التباين للنموذج GARCH (p,q) على الشكل التالي:

$$h_t = \sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{p} \alpha_i \varepsilon_{t-1}^2 + \sum_{j=1}^{q} \beta_j h_{t-j}^2$$

أى أن q هى رتبة *ARCH* و p هى رتبة *GARCH*

(٧-٢)الشبكات العصبية

انظمة تكنولوجية تقوم بتشغيل المعلومات من استقبال للمدخلات واجراء عمليات تشغيل وانتاج المخرجات اعتماداً على مجموعة من الدوال الرياضية التى تقوم بأدق الوظائف بأسلوب يحاكى الشبكات العصبية الطبيعية لدى الانسان فتساعد متخذ القرار على اتخاذ قرارات عالية الدقة .

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

(٧-٢-١)خطوات التحليل والتنبؤ باستخدام الشبكات العصبية : [٢,١,١٠]

إن التنبؤ باستخدام الشبكات العصبية من الأساليب الحديثة التى لاقت إهتماماً واسعاً فى مختلف المجالات واستخدمت بشكل واسع لكونها لا تحتاج إلى شروط صارمة ودقيقة للتنبؤ ويمكن تلخيص عمل الشبكة العصبية وفقاً لطريقة الإنتشار الخلفى فى الخطوات التالية :

الخطوة الأولى : إختيار المتغيرات Variable Selection

يجب تحديد المتغيرات وإختيار المشاهدات بحيث تمثل المشكلة محل الدراسة تمثيلاً جيداً .

الخطوة الثانية : معالجة البيانات Data Processing

فيها يتم تحديد طريقة المعالجة من بين ثلاثة إختيارات متاحة للسلاسل الزمنية وهى :

- التنبؤ بقيم السلسلة إعتماداً على القيم السابقة لها وعلى القيم السابقة لسلسلة متغير خارجى آخر (NARX)

Nonlinear Autoregressive with External(exogenous)Input

- التنبؤ بقيم السلسلة إعتماداً على القيم السابقة لها فقط (NAR)

Nonlinear Autoregressive

- التنبؤ بقيم السلسلة إعتماداً على القيم السابقة لمتغير آخر خارجى فقط (NIO)

Nonlinear Input Output

الخطوة الثالثة : تقسيم البيانات إلى مجموعات Divide Data into Sets

١- مجموعة التدريب Training Set مجموعة تعلم وتحديد نموذج البيانات
٢- مجموعة التدقيق Validation Set مجموعةالحكم على مهارة الشبكة
٣- مجموعة الإختبار Testing Set وهى مجموعة لإجراء إختبار نهائى للشبكة

الخطوة الرابعة :تصميم نموذج الشبكة العصبية Neural Network Design

عند تحديد نموذج الشبكة العصبية يجب إختيار مايلى :

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

- عدد النيورونز للإدخال والذى يساوى عدد المتغيرات المستقلة
- عدد الطبقات الخفية والذى يعتمد على التجربة ودرجة تعقيد المشكلة
- عدد النيورونز فى الطبقة الخفية والذى يتحدد عن طريق التجربة
- نيورون الإخراج والذى عادة يساوى واحد
- تحديد درجة التأخرعند تعديل الأوزان

(٧-٢-٢) طريقة الإنتشار الخلفى Back Propagation : [٢,١٠]

ترجع تسميتها الى طريقة التعلم التى تعتمد على مبدأ تصحيح الخطأ وتبدأ هذه الطريقة بايجاد الفرق بين المخرج المطلوب والفعلى وترجع بهذا الخطأ ارتدادياً من الطبقة الأخيرة الى الطبقات الخفية ثم أخيراً الى طبقة المدخلات وفى أثناء هذا الإرتداد يتم تغيير الأوزان فى الاتجاه الذى يدفع بالخطأ الى النقصان وصولاً الى الصفر وتتم على مرحلتين كما يلى :

المرحلة الأولى : مرحلة الإنتشار الأمامى :

وتبدأ بإعطاء أوزان عشوائية للترابط بين خلايا الشبكة ومد الشبكة بإحدى المدخلات المعدة للتدريب بطريقة التدريب الإشرافى وتنتقل البيانات من طبقة المدخلات للمعالجة فى الطبقات الخفية وصولاً لتحديد مخرجات الشبكة ولا يحدث فيها أى تعديل للأوزان وتكون مخرجات طبقة المدخلات هى المدخلات للطبقة الخفية كما يلى: $v_j = \sum_{i=1}^{n} w_{ji}^h x_i$

أما مخرجاتها فتصبح : $z_j = f_j^h(v_j) = f_j^h(\sum_{i=1}^{n} w_j^h x_i)$

وتكون المدخلات لطبقة المخرجات كما يلى: $net^o = \sum_{j=1}^{m} w_{kj}^o z_j$

أما مخرجاتها فتصبح : $y = f_k^o(\sum_{j=1}^{m} w_{kj}^o(f_j^h(\sum_{i=1}^{n} w_{ji}^h x_i))$

المرحلة الثانية :مرحلة الإنتشار العكسى (الخلفى):

هى مرحلة ضبط أوزان الشبكة ويطلق عليها الإنحدار التدريجى (Gradient descent) حيث يتم فيها إعادة إنتشار الإشارة من الخرج إلى الدخل بشكل عكسى ويتم ذلك أبتداء من طبقة المخرجات وتبدأ بمقارنة المخرجات الفعلية (y_k) مع المخرجات المطلوبة (t_k) و ذلك عند التكرار(n) و تحديد قيمة الخطأ كما يلى : $e_k(n) = t_k(n) - y_k(n)$

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

وتكون دالة الخطأ كالتالى وذلك إعتماداً على مجموع مربعات الخطأ :

$$E(n) = \frac{1}{p}\sum_{k=1}^{p} e_k^2\,(n)$$

وبعد حساب دالة الخطأ تبدأ الخطوة الثانية للإنتشار الخلفى وينقل الخطأ للطبقات السابقة ويتم تصحيح الأوزان وتكون الأوزان الجديدة المنقولة من طبقة المخرجات للطبقة الخفية على الصورة :

$$w_{kj}^{o}\,(n+1) = w_{kj}^{o}\,(n) + \acute{\eta}\delta_k(n)z_j(n)$$

وبالمثل تكون الأوزان الجديدة المنقولة من الطبقة الخفية لطبقة المدخلات على الصورة :

$$w_{ji}^{h}(n+1) = w_{ji}^{h}(n) + \acute{\eta}\left(f^{h}(v_j(n))\sum_k \delta_k\,(n)w_{kj}^{o}\,(n)\right)$$

ويتم تطبيق هذه الخطوات على كل مدخلات التدريب ولمرات عديده حتى تصل الشبكة الى أقل خطأممكن وتصحح الأوزان بمايدفع بالخطأ للنقصان وصولاً للصفر وعندها تصبح الشبكة جاهزة.

الخطوة الخامسة : معيار التقييم Evaluation Criteria

المعيار المستخدم فى شبكة الإنتشار العكسى لتقييم الخطأ هو مجموع مربعات الخطأ MSE

الخطوة السادسة : تدريب الشبكة Neural Network Training

وفيها يتم تعليم الشبكة وإيجاد مجموعة الأوزان والتى تحدد أقل قيمة لمربع الخطأ

الخطوة السابعة : الإستكمال Implementation

وهى من أهم الخطوات حيث تختبر الشبكة من حيث قدرة التكيف وإمكانية إعادة التدريب والوصول إلى أقل مربع خطأ عند تغير البيانات .

(٨) الجانب التطبيقى للبحث :

(٨-١) التحليل بإستخدام نماذج عائلة GARCH

(٨-١-١) التحقق من سكون السلسلة :

لكى يتم تسكين السلسلة وإستخدام نماذج عائلة GARCH لابد من من إيجاد سلسلة جديدة وهى سلسلة Returns أو (العوائد) الخاصة بسلسلة EGX وتسميتها EGXR

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

وفقاً للمعادلة التالية : EGXR= LOG (EGX/ EGX(-1) وبرسم المنحنى الزمنى يتضح سكون السلسلة EGXR ولكى يتم التأكد من ذلك يتم إجراء إختبار ديكى فوللر المطور على السلسلة EGXR وإتضح سكون السلسلة حيث جاءت قيمة P أقل من 0.05 كما هو موضح فى الجداول (ملحق ١) .

(٨-١-٢) إختبار عدم تجانس الأخطاء للسلسلة EGXR

تم إجراء إختبار أثر ARCHعلى السلسلة EGXR وذلك بعد تقدير معادلة الوسط والنتيجة كما فى الجدول (١) وبما أن قيمة p المناظرة ل NR^2 أقل من 0.05 لذلك نرفض فرض ونقبل الفرض البديل أى أن هناك مشكلة Heteroscedasticity فى السلسلة EGXR .

جدول (١) إختبار أثر ARCH فى السلسلة EGXR

Heteroskedasticity Test: ARCH			
F-statistic	15.04576	Prob. F(1,671)	0.0001
Obs*R-squared	14.75965	Prob. Chi-Square(1)	0.0001

(٨-١-٣) التعرف على النموذج :

تم ترشيح ١٤ نموذجاً من عائلةGARCH على القسم الأول من السلسلة EGXR والمستخدم فى التقديروعدده ٦٧٥مشاهدة وتمت المقارنة بينها وفقا لمعيارAIC كما هو موضح فى جدول(٢)

جدول (٢) المفاضلة بين نماذج GARCH المرشحة

model	AIC	model	AIC
GARCH (1,0)	-5.5462	TGARCH(1,2)	-5.6218
GARCH (2,0)	-5.5979	TGARCH(2,1)	-5.6112
GARCH(1,1)	-5.6023	TGARCH(2,2)	-5.6167
GARCH(1,2)	-5.6045	EGARCH(1,1)	-5.6008
GARCH(2,1)	-5.6082	EGARCH(1,2)	-5.6074
GARCH(2,2)	-5.6053	EGARCH(2,1)	-5.6081
TGARCH(1,1)	-5.6098	EGARCH(2,2)	-5.6115

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

(٨-١-٤) تقدير النموذج :

النموذج الأمثل والذى تم إختياره هو النموذج TGARCH(1,2) والذى تم تقديره كما هو موضح فى جدول(٣)

جدول (٣) النموذج المقدر TGARCH(1,2)

GARCH = C(2) + C(3)*RESID(-1)^2 + C(4)*RESID(-1)^2*(RESID(-1)<0) + C(5)*RESID(-2)^2*(RESID(-2)<0) + C(6)*GARCH(-1)

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0.000343	0.000574	0.598191	0.5497
Variance Equation				
C	6.69E-05	1.37E-05	4.888267	0.0000
RESID(-1)^2	0.197690	0.045894	4.307552	0.0000
RESID(-1)^2*(RESID(-1)<0)	-0.079780	0.065550	-1.217083	0.2236
RESID(-2)^2*(RESID(-2)<0)	0.328671	0.084718	3.879582	0.0001
GARCH(-1)	0.418570	0.083426	5.017276	0.0000

(٨-١-٥) تحليل تجانس الأخطاء باستخدام ARCH test:

بالنظر إلى جدول (٤) والذى يوضح نتيجة إختبار أثر ARCH لبواقى النموذج المقدر TGARCH(1,2) نجد أن قيمة P المناظرة ل NR^2 أكبر من 0.05 لذا نقبل فرض العدم القائل بأنه لا يوجد أثر ARCH أى أنه تم التخلص من مشكلة Heteroscedasticity والموجوده فى البيانات الأصلية بتطبيق نماذج عائلة GARCH

جدول (٤) نتيجة إختبار أثرARCH لبواقى النموذج المقدر TGARCH(1,2)

Heteroskedasticity Test: ARCH			
F-statistic	0.000122	Prob. F(1,671)	0.9912
Obs*R-squared	0.000123	Prob. Chi-Square(1)	0.9912

(٨-١-٦) التنبؤ

تم التنبؤ بقيم القسم الثانى من السلسلة EGX والمستخدم فى التنبؤ وعدده ٢١ مشاهدة إعتماداً على النموذج الأفضل TGARCH(1,2) كما هى فى الجداول (ملحق ١) كما تم الحصول على مقاييس التنبؤ لها كما هى موضحة فى جدول (٥)

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

جدول (٥) مقاييس التنبؤ للنموذج الأمثل TGARCH(1,2)

MSE	0.929
RMSE	0.864
MAE	0.828
MAPE	6.428

(٨-٢) التحليل باستخدام أسلوب الشبكات العصبية (ANN)

(٨-٢-١) تحديد البيانات (المتغيرات)

الخطوة الأولى فى تحليل الشبكات هى تحديد المتغيرات وهى هنا سلسلة EGX محل الدراسة وهى السلسلة كاملة لتدريب الشبكة وعددها ٦٩٦ مشاهدة وبعد الإنتهاء من التدريب سيتم إيجاد القيم المقدرة للجزء المراد التنبؤ به فى نهاية السلسلة وعدده ٢١ مشاهدة.

(٨-٢-٢) معالجة البيانات

حيث أنه تتوفر لدينا سلسلة زمنية واحدة فقط وهى المعنية بالدراسة ويراد توقع القيم المستقبلية للسلسلة الزمنية *Y(t)* والذى يعتمد على القيم الماضية من هذه السلسلة فقط فإن هذا الشكل من أشكال االإنحدار الذاتى غير الخطى Non linear (NAR) Autoregressive

(٨-٢-٣) تقسيم البيانات إلى المجاميع

فى هذه الخطوة سيتم تقسيم المدخلات عشوائياً إلى ثلاثة مجموعات :

- المجموعة الأولى : التدريب Training

المستخدمة فى تدريب الشبكة وتحتوى على ٧٠% من بيانات السلسلة وعددها ٤٨٨مشاهدة

- المجموعة الثانية : الفعالية Validation

المستخدمة للتحقق من تعميم الشبكة وتحتوى على ١٥% من البيانات وعددها ١٠٤مشاهدة

- المجموعة الثالثة : الإختبار Testing

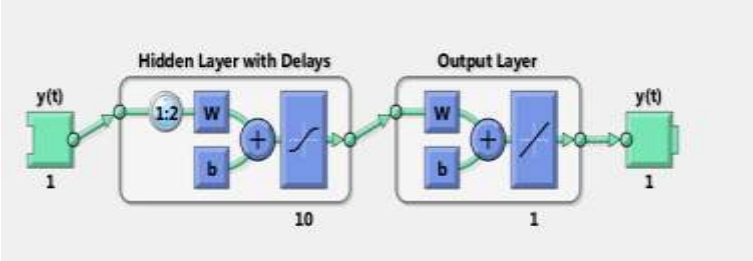
المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

المستخدمة كإختبار مستقل للشبكة وتحتوى على ١٥% من البيانات وعددها١٠٤مشاهدة

(٨-٢-٤) بناء الشبكة العصبية

فى هذه الخطوة يتم تحديد نموذج أو بنية الشبكة العصبية

- عدد النيورونز الخاصة بالإدخال والذى يساوى عدد المتغيرات المستقلة والذى يساوى فى هذه الشبكة الواحد (١)
- عدد الطبقات الخفية والذى يعتمد على التجربة و يمكن التحكم فيه حسب نتائج الشبكة عند إعادة التدريب والتى حددت آلياً (إفتراضياً) بطبقة واحدة .
- عدد النيورونز فى الطبقة الخفية والذى يعتمد على التجربة و يمكن التحكم فيه حسب نتائج الشبكة عند إعادة التدريب والذى حدد آلياً (١٠)
- النيورون الخاص بالإخراج والذى يساوى واحد (١)
- تحديد درجة التاخر فى حالة التغذية العكسية لتعديل وتحديث الأوزان فى الشبكة وقد تم تحديده آلياً (٢) والشكل (١) يوضح بناء الشبكة



شكل (١) البنية الأوليه للشبكة العصبيةNN

(٨-٢-٥) تدريب الشبكة والتنفيذ

- يتم تدريب الشبكة تدريباً إشرافياً وباستخدام طريقة الإنتشار الخلفى للخطأ من خلال الدالة (Trainlm) أو (Livenberg Marquardt Backprobagation) وهى الدالة الأسرع والأكثر إستخداماً فى الشبكات العصبية لتعليم وتدريب الشبكة وتتضمن محددات التدريب مثل معدل التعلم ودالة التنشيط المستخدمة والعدد الأقصى من الدورات وغيرها ويتم حساب مجموعة الأوزان والتى تحدد أقل قيمة لمتوسط مربع الخطأ MSE (ملحق ٢)

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

- إختبار الشبكة من حيث قدرة التكيف وإمكانية إعادة التدريب للوصول إلى أقل مربع خطأ عند تغير البيانات وفى حالة عدم الحصول على النتائج المرضية يتم إعادة التدريب عدة مرات كما يمكن التغيير فى بنية الشبكة حتى يتم الوصول للنتيجة المثلى والتى تضمن أقل قيمة لمتوسط مربع الخطأ.

(٨-٢-٦) النتائج الأولية للشبكة

بعد الإنتهاء من تدريب الشبكة ولأن معيار التقييم المستخدم فى شبكة الأنتشار الخلفى لتقييم الخطأ هو متوسط مربع الخطأ MSE وكانت قيمته تساوى 0.0151 وهى قيمة جيده جدا بالمقارنة مع نظيرتها لنموذج GARCH لذا يتم الإتجاه لأختبار تجانس الخطأ بالشبكة

(٨-٢-٦-١) إختبار أخطاء الشبكة الأولية:

أول إختبار سيتم إختباره هو إختبار (archtest) ومخرجاته إما Logical 1 فى حالة وجود مشكلة عدم تجانس البيانات أو Logical 0 فى حالة عدم وجودها و تم تنفيذ هذا الإختبار مرتين الأولى على البيانات قبل التدريب والثانية على الأخطاء بعد التدريب

أولا : قبل التدريب

```
>> returns=price2ret(EGX);
>> residuals=returns-mean(returns);
>> h=archtest(residuals)

h =

  logical

    1
```

شكل (٢) نتيجة إختبار ARCH قبل تدريب الشبكة NN

ومن الشكل (٢) يتضح وجود مشكلة عدم تجانس الأخطاء حيث كانت النتيجة Logical 1

ثانياً : بعد التدريب

من الشكل (٣) يتضح إستمرار وجود مشكلة عدم ثبات تباين الأخطاء وأنه لم يتم التخلص منها حيث تم تطبيق الأمر على سلسلة الأخطاء الناتجة بعد التدريب (res)

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

```
>> h=archtest(res)

h =

  logical

    1
```

شكل (٣) نتيجة إختبار ARCH بعد تدريب الشبكة NN

(٨-٢-٦-٢) إعادة تدريب الشبكة لحل مشكلة عدم ثبات تباين الخطأ :

- **(الطريقة الأولى) التعديل فى درجة التأخر فى التغذية العكسية Number of (Feedback Delays)**

تم إعادة تدريب الشبكة ولكن بإجراء تعديل فى درجة التاخر فى حالة التغذية العكسية لتعديل وتحديث الأوزان فى الطبقة الخفية بالشبكة وقدتم تغييرها إلى (١) بدلاً من (٢) والتوصل إلى سلسلة أخطاء جديدة وبإختبارها تبين إستمرار المشكلة حيث تم الحصول على Logical 1 مرة أخرى ، ومره أخرى تم إعادة تدريب الشبكة ولكن بإجراء تعديل فى درجة التاخر فى حالة التغذية العكسية لتعديل وتحديث الأوزان فى الشبكة وقدتم تغييرها إلى (٣) بدلاً من (١) والتوصل إلى سلسلة أخطاء جديدة وبإختبارها وتبين عدم وجودها حيث كانت النتيجة Logical 0 كما هو موضح فى الشكل (٤)

```
>> h=archtest(res)

h =

  logical

    0
```

شكل (٤) نتيجة إختبار ARCH بعد تدريب الشبكة NN بدرجة تأخر =٣

- **التنبؤوفقاً للشبكة NN (الطريقة الأولى)**

إعتماداً على النتائج النهائية للشبكة العصبية وقيم التنبؤ وفقاً لها و الموضحة فى(ملحق ٢) تم الحصول على مقاييس التنبؤ بقيم السلسلة EGX كماهى موضحة فى جدول (٦)

جدول (٦) مقاييس التنبؤ باستخدام الشبكات العصبية NN(الطريقة الأولى)

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

MSE	0.0144
RMSE	0.12
MAE	0.0621
MAPE	0.0032

- **(الطريقة الثانية) التعديل فى عدد الخلايا العصبية بالطبقة الخفية (Number of Hidden- Neurons)**

تم إعادة تدريب الشبكة ولكن بإجراء تغيير فى عدد الخلايا العصبية بالطبقة الخفية بالشبكة وقدتم تغييرها إلى (٨) بدلاً من (١٠) والحصول على سلسلة الأخطاء وتم إختبار مشكلة عدم تجانس الأخطاء وإتضح إستمرار وجودها حيث تم الحصول على Logical 1 ثم تم إعادة تدريب الشبكة بتغيير عدد الخلايا العصبية بالطبقة الخفية فى الشبكة إلى (١٢) بدلاً من (٨)

وتم إختبار مشكلة عدم ثبات تباين الأخطاء وثبت عدم وجودها حيث كانت النتيجة Logical 0

أى أنه قد تم القضاء على تلك المشكلة باستخدام الشبكه العصبية وهذه هى الطريقة الثانية لحل المشكلة باستخدام الشبكات العصبية .

- **التنبؤوفقاً للشبكة NN (الطريقة الثانية)**

تم الحصول على مقاييس التنبؤ بقيم السلسلة EGX إعتماداً على النتائج النهائية للشبكة العصبية NN كما هى موضحة فى جدول (٧) والنتائج النهائية موضحة فى (ملحق ٢)

جدول (٧) مقاييس التنبؤ باستخدام الشبكات العصبية NN(الطريقة الثانية)

MSE	0.0149
RMSE	0.122
MAE	0.0723
MAPE	0.0017

(٨-٣) الدمج بين الشبكات العصبية وتنبؤات نموذج TGARCH(1,2)

(٨-٣-١) بناء الشبكة (GARCH F - NN)

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

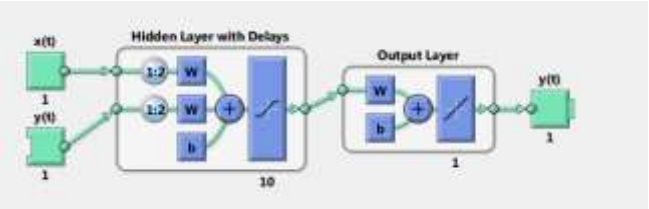
تحديد البيانات سلسلة المدخلات **Input** هى سلسلة التنبؤات التى تم الحصول عليها من تحليل نموذج **GARCH** وعددها ٢١ مشاهدة والسلسلة الثانية هى سلسلة الهدف **Target** وهى الجزء المراد التنبؤ به فى نهاية السلسلة وعدده ٢١ مشاهدة .

معالجة البيانات طريقة التنبؤ الإنحدار الذاتى غير الخطى (NARX) مع متغير خارجى .

تقسيم البيانات إلى المجاميع مجموعة التدريب تحتوى على ٧٠% من البيانات وعددها ١٥مشاهدة و مجموعة الفعالية تحتوى على١٥% من البيانات وعددها ٣مشاهدات و مجموعة الإختبار تحتوى على ١٥% من البيانات وعددها ٣مشاهدات .

تدريب الشبكة يتم تدريب الشبكة تدريباً إشرافياً وباستخدام طريقة الإنتشار الخلفى للخطأ

بنية الشبكة العصبية بنية الشبكة الموضحة فى الشكل (٥)



شكل (٥) بنية الشبكة العصبيةGARCH F – NN

(٨-٣-٢) نتائج الشبكة (GARCH F - NN)

بعد الحصول على النتائج الأولية للشبكة تم إعادة تدريبها للوصول لأقل قيمة ممكنة لمتوسط مربعات الخطأ وتم التوصل للنتيجة النهائية بعد عدة مرات من التدريب **MSE=0.0015**

(٩) نتائج البحث

بناءاً على الدراسة التطبيقية توصل البحث للنتائج التالية :

(١) للتخلص من مشكلة عدم ثبات تباين أخطاء السلسلة محل الدراسة تم إتباع عدة طرق كالتالى :

- **الطريقة الأولى :**

بإستخدام نماذج عائلة (GARCH) لتحليل السلسلة محل البحث حيث أن هذه النماذج تأخذ فى إعتبارها عدم ثبات تباين أخطاء السلسلة خصوصاً فى السلاسل المالية لمالها من طبيعة خاصة وقد تم إيجاد سلسلة **Returns** وتم ترشيح عدة نماذج لتقدير النموذج الأفضل لتمثيل

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

السلسلة وهوالنموذج TGARCH (1,2) وبإختبار اخطاء النموذج لم تظهر مشكلة عدم ثبات تباين الأخطاء .

- **الطريقتين الثانية و الثالثة:**

بإستخدام الشبكات العصبية الإصطناعية كطريقة حديثة من طرق الذكاء الإصطناعى قد تم بناء الشبكة ANN لتحليل السلسلة محل الدراسة وأعطت نتائج مرضية بالمقارنة بطرق السلاسل الزمنية وتم إختبار وجود مشكلة عدم تجانس أخطاء الشبكة ولعلاج هذه المشكلة تم إتباع طريقتين وهما :

- التغيير فى درجات التأخر فى التغذية العكسية للشبكة (بإستخدام درجة تأخر ٣)
- التغيير فى عدد الخلايا العصبية للطبقة الخفية (بإستخدام عدد ١٢ خلية عصبية)

وبالإختبار تبين إختفاء هذه المشكلة بعدإعادة تدريب الشبكة فى الحالتين .

(٢) تم إستخدام الطرق السابقة فى التنبؤ بالقيم المستقبلية للسلسلة EGX والجدول(٨) يوضح المقارنة بين مقاييس التنبؤ لها ويتضح أيضاً أن أفضل الطرق للتنبؤ هى بإستخدام الشبكات العصبية حيث حققت أقل قيمة لمتوسط مربع الخطأ يليها نموذج TGARCH(1,2)

جدول (٨) المقارنة بين طرق التنبؤ بالسلسلة EGX

Model	TGARCH(1,2)	NN الشبكة الطريقةالأولى	NN الشبكة الطريقة الثانية
MSE	0.929	0.0144	0.0149
RMSE	0.864	0.12	0.122
MAE	0.828	0.0621	0.0723
MAPE	6.428	0.0032	0.0017

(٣) إتضح ان أسلوب الشبكات العصبية الإصطناعية هو الأفضل من حيث سهولة التحليل ودقة التنبؤ وأيضاً القضاء على مشكلات البيانات والأخطاء .

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

(٤) تم إستخدام الشبكات العصبية فى تحسين دقة التنبؤ حيث تم إدخال قيم تنبؤات نموذج TGARCH(1,2) كخطوة ثانية لتدريبها فى الشبكة العصبية وقد تم بالفعل تحسين قيم التنبؤات وقد تم إثبات هذا التحسن فى القيم المقدرة بإستخدام إختبارمربع كاى لجودة التوفيق والذى أثبت عدم وجود أية فروق ذات دلالة إحصائية وأيدت تحسين التنبؤ وأيضاً أثبت هذا التحسن النقص الحادث فى قيم متوسط مربعات الخطأ والجدول (٩) يوضح المقارنة بين هذه التنبؤات قبل وبعد الدمج بالشبكات العصبية

جدول (٩) المقارنة بين تنبؤات النموذج قبل وبعد الدمج بالشبكات العصبية

Model	MSE	χ^2
TGARCH(1,2)	0.929	1.558
(GARCHF – NN)	0.0015	0.060

(١٠) التوصيات :

بناءاً على ما توصل إليه البحث من نتائج فإنه يوصى بما يلى :

- **إستخدام الشبكات العصبية لدراسة سلاسل البيانات المالية والتى تتسم بالتقلبات ولما لها من خصائص تميزها عن باقى أنواع السلاسل الزمنية .**
- **إستخدام الشبكات العصبية لتحسين كفاءة التنبؤ كخطوة تالية لإستخدام نماذج السلاسل الزمنية التقليدية .**
- **إستخدام طرق الدمج لأكثر من أسلوب إحصائى معاً لتحسين دقة التنبؤ .**
- **يراعى إستخدام عينات كبيرة من البيانات عند إستخدام الشبكات العصبية لأنه يحدث فقد بسيط لبعض البيانات أثناء عملية التدريب .**

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

أولا : المراجع العربية

١- الحسينى , قصى حبيب و الساعدى , أحمد عبد الأمير (٢٠٠٨)
مقدمة فى الشبكات العصبية الإصطناعية ، العراق ، بغداد، جامعة الإمام جعفر الصادق

٢- الشرقاوى , محمد على (١٩٩٦)
الذكاء الإصطناعى والشبكات العصبية ، مصر ،الاسكندرية ،مطابع المكتب المصرى الحديث .

٣- الشركسى ، عادل و القبائلى ، أحمد (٢٠١١)
تفسير سلوك مؤشر سوق الأوراق المالية الليبى بإستخدام نماذج GARCH ، ليبيا
مجلة جامعة بنغازى العلمية ، العدد الثالث والرابع.

٤- العقابى ، عباس لفتة كنيهر (٢٠١٧)
قياس التطاير فى السلاسل الزمنية المالية (نماذج ARCH&GARCH)، العراق ، جامعة واسط ، كليةالإدارة والإقتصاد .

٥- الموقع الإلكترونى للبورصة المصرية
http://www.egx.com.eg/arabic/homepage.aspx

٦- الوقدى ، أحمد فتحى عبد العال (٢٠١٤)
نموذج إحصائى مقترح لتوصيف التقلبات فى التباين الشرطى بالتطبيق على المؤشر العام لسوق المال المصرى ، كلية التجارة ، جامعة عين شمس.

٧- بن الضب ،على (٢٠١٥)
إستخدام نماذج GARCH للتنبؤ بالصدمات فى البورصات العربية كآلية لإدارة الأزمات ، الجزائر، جامعة عين تموشنت.

٨- بن أحمد ، أحمد (٢٠٠٧) ،
النمذجة القياسية للإستهلاك الوطنى للطاقة الكهربائية فى الجزائر خلال الفترة (١٩٨٨-٢٠٠٧)، الجزائر ، جامعة الجزائر.

٩- شعراوى ، سمير مصطفى (٢٠٠٥) ،
مقدمة فى التحليل الحديث للسلاسل الزمنية ، مركز النشر العلمى ، السعودية ، جدة

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

جامعة الملك عبد العزيز .

ثانيا : المراجع الاجنبية

10- **Anderson, Dave and Mcneill,George (1992)**
Artificial Neural Networks Technology , Kaman Sciences Corporation , Utica , New York, ,USA.

11- **Baum,Christopher(2013)**
Arch and Garch Models ,Boston College ,USA .

12- **Bollerslev, Tim (2007)**
Glossary to ARCH (GARCH) , Duke university, USA.

13- **B.Yengnanarayana(2005)**
Artificial Neural Networks , Indian Institute of Technology,Madras.

14- **Colin,Fife(2000)**
Artificial Neural Networks and Information Theory,University of Paisley, Scotland .

15- **Fryzlewiez,Piotr (2007)**
Financial time Series:Arch and Garch Models , University of Bristol ,UK.

16- **Hamed , Rania Ahmed (2010) .**
Enhancing the Efficiency of Forecasting Using Time Series Models and Neural Networks , port said university , Egypt.

17- **Matei , Marius (2009)**
Assessing Volatility Forecasting : why Garch Models Take the Lead,Romanian Journal of economic Forecasting ,vol(4) .

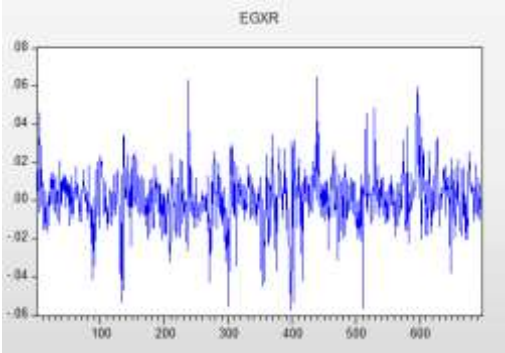
18- **Yim ,Juliana (2002)**

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

A C omparison of Neural Net Works With Time Series Models For Forecasting Returns On A Stock Market Index ,RMIT University ,Australia .

الملاحق

ملحق ١ المنحنى الزمنى للسلسلة EGXR



إختبار ديكى فوللر المطور على السلسلة EGXR

Exogenous	Test Critical Value (5%)	t-statistic	Prob
Intercept	-2.865488	-20.39022	0.0000
Intercept,Trend	-3.416306	-20.43230	0.0000
None	-1.616392	-20.37163	0.0000

جدول (٥- ٢٥) قيم التنبؤ وفقاً للنموذج الأمثل TGARCH(1,2)

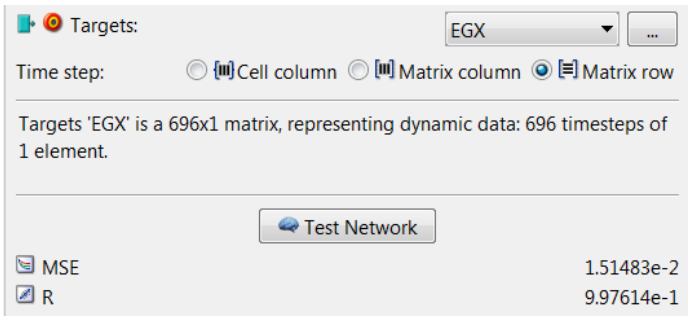
Number	Date	Actuale Value	Forecasting
1	1/3/2017	11.999	11.942
2	2/3/2017	12.31	11.946
3	5/3/2017	12.5	11.950
4	6/3/2017	12.623	11.954
5	7/3/2017	12.678	11.958
6	8/3/2017	12.735	11.962
7	9/3/2017	12.853	11.966
8	12/3/2017	12.92	11.970
9	13/3/2017	12.929	11.974
10	14/3/2017	12.79	11.979
11	15/3/2017	12.745	11.983
12	16/3/2017	12.984	11.987
13	19/3/2017	13.92	11.991
14	20/3/2017	13.23	11.995
15	21/3/2017	12.905	11.999
16	22/3/2017	12.879	12.003
17	23/3/2017	13.032	12.007
18	26/3/2017	13.108	12.011

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

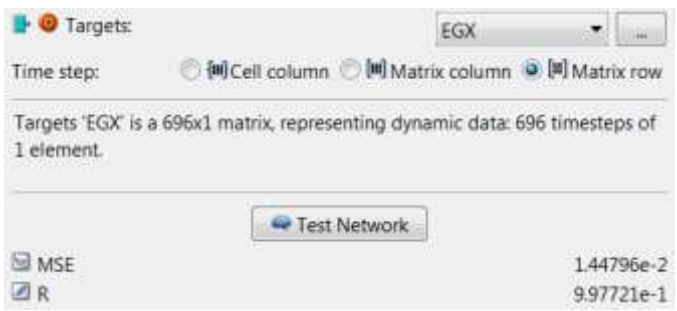
19	27/3/2017	12.97	12.016
20	28/3/2017	12.983	12.020
21	29/3/2017	12.988	12.024

ملحق ٢

النتائج الأولية للشبكة العصبية NN

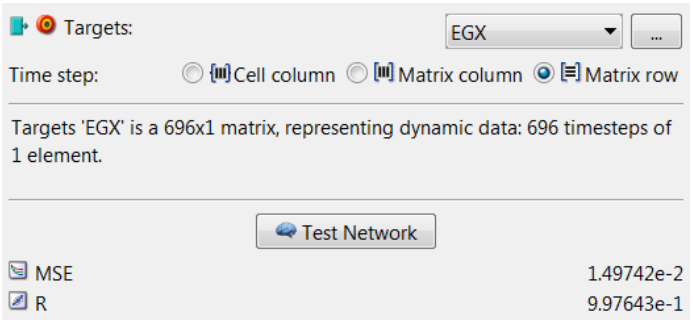


نتيجة الشبكة NN بدرجة تأخر =٣

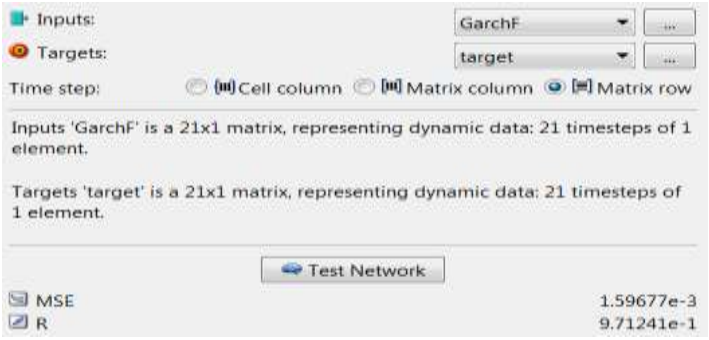


المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

نتيجة الشبكة NN بعدد خلايا=١٢



نتائج الشبكة العصبية (GARCH F - NN)



قيم التنبؤ وفقاً للطرق الثلاث بإستخدام الشبكات العصبية

Number	Date	Actuale Value	Forecasting First method-NN	Forecasting Second method-NN	Forecasting GARCH F - NN
1	1/3/2017	11.999	---	---	---
2	2/3/2017	12.31	---	---	---
3	5/3/2017	12.5	---	12.468	12.507
4	6/3/2017	12.623	12.505	12.557	12.567
5	7/3/2017	12.678	12.63	12.653	12.7
6	8/3/2017	12.735	12.677	12.690	12.752
7	9/3/2017	12.853	12.754	12.750	12.8
8	12/3/2017	12.92	12.884	12.882	12.899
9	13/3/2017	12.929	12.896	12.932	12.882
10	14/3/2017	12.79	12.891	12.927	12.856
11	15/3/2017	12.745	12.74	12.763	12.772
12	16/3/2017	12.984	12.788	12.737	12.893
13	19/3/2017	13.92	13.08	13.033	13.083
14	20/3/2017	13.23	13.026	13.091	12.995
15	21/3/2017	12.905	12.913	12.993	12.88
16	22/3/2017	12.879	12.861	12.878	12.909
17	23/3/2017	13.032	12.892	12.873	13.108
18	26/3/2017	13.108	13.07	13.052	13.063
19	27/3/2017	12.97	13.045	13.097	12.984
20	28/3/2017	12.983	12.851	12.933	12.927
21	29/3/2017	12.988	12.989	12.977	13.011

المنارة للاستشارات
www.manaraa.com

`trainlm` is a network training function that updates weight and bias values according to Levenberg-Marquardt optimization.

`trainlm` is often the fastest backpropagation algorithm in the toolbox, and is highly recommended as a first-choice supervised algorithm, although it does require more memory than other algorithms.

`net.trainFcn = 'trainlm'` sets the network `trainFcn` property.

`[net,tr] = train(net,...)` trains the network with `trainlm`.

Training occurs according to `trainlm` training parameters, shown here with their default values:

`net.trainParam.epochs`	`1000`	Maximum number of epochs to train
`net.trainParam.goal`	`0`	Performance goal
`net.trainParam.max_fail`	`6`	Maximum validation failures
`net.trainParam.min_grad`	`1e-7`	Minimum performance gradient
`net.trainParam.mu`	`0.001`	Initial `mu`
`net.trainParam.mu_dec`	`0.1`	`mu` decrease factor
`net.trainParam.mu_inc`	`10`	`mu` increase factor
`net.trainParam.mu_max`	`1e10`	Maximum `mu`
`net.trainParam.show`	`25`	Epochs between displays (`NaN` for no displays)
`net.trainParam.showCommandLine`	`false`	Generate command-line output
`net.trainParam.showWindow`	`true`	Show training GUI
`net.trainParam.time`	`inf`	Maximum time to train in seconds

www.manaraa.com