المجلة العراقية للعلوم الاحصائية (19) 2011
ص ص [181–196]

التنبؤ بالسلسلة الزمنية باستخدام طريقة الجار الأقرب المضبب مع التطبيق

فاضل عباس الطائي* ساندي يوسف هرمز

الملخص

تم في البحث دراسة طريقة الجار الأقرب الضبابي للتنبؤ بالسلسلة الزمنية, أن طريقة الجار الأقرب الضبابي (Fuzzy nearest neighbor method [FNNM]) مستندة على قيم العضوية الضبابية وأن الهدف الرئيسي لخوارزمية التنبؤ هو التكهن بقيم مستقبلية الى أساس القيم الماضية ألقريبه (الجار الأقرب),وأن قيمة الجار الأقرب يتم اختيارها باستخدام قيم العضوية الضبابية المتقاربة أو قيمة عتبة العضوية.

تم قياس دقة الطريقة ومقارنتها مع نموذج (ARIMA) باستخدام معيار متوسط النسبة المئوية للخطأ المطلق (MAPE) وكذلك إيجاد قيمة متوسط مربعات الخطأ(MSE) للقيم المتكهن بها لبيانات السلسلة الزمنية لمستخدمي الانترنت في مدة معينة, وان النتائج تشجع على استخدام الجار الأقرب الضبابي في التكهن.

Prediction for time series by using fuzzy nearest neighbor method with application

Abstract

In this research we study the fuzzy nearest neighbor method (FNNM) for time-series prediction , this method depends on fuzzy membership value .The main goal of the prediction algorithm is to forecast future value depending on past nearest neighbors value. The nearest neighbors that we choose by using fuzzy membership value or portmanteau membership value .

To measures the accuracy of our method and to compare with ARIMA model we use mean absolute percentage error (MAPE) and mean square error (MSE) that is calculated from the actual value of time series data and the number of internet users and

* استاذ مساعد/ قسم الاحصاء والمعلوماتية/ كلية علوم الحاسوب والرياضيات

تاريخ التسلم :25 /4 /2010 ——— تاريخ القبول : 18/ 7 /2010

forecasting value. The results encourage using fuzzy nearest neighbor in forecasting.

الجانب النظري

1- تمهيد

أولى علم الإحصاء ومنذ القدم اهتماما كبيرا بالتنبؤ وقد أعطى موضوع السلاسل الزمنية خصوصية باستشراف المستقبل من خلال نظريـة التنبـؤ (prediction theory) وأساليب التكهن (forecasting techniques) وقد تعـددت مجـالات التنبؤ فشملت مساحة كبيرة تتزايد في مختلف المجالات الاقتـصادية والـصناعية والأنواء الجوية وعلوم الأرض..........الخ

أن الطرائق الإحصائية الكلاسيكية في التكهن مثل نماذج (ARIMA) كانت هـي السائدة ولكن نظرا للاهتمام الكبير بمعالجة حالات عدم الدقة الموجودة في مختلف المجالات ظهرت الضبابية لتحاكي التفكير الإنساني الذي يعتمد على درجات متباينة للحقيقة اذ اوجدت المجموعات الضبابية تطبيقات ناجحة لهـا فـي العديـد مـن المجالات وكانت طريقة الجار الأقرب الضبابي أحدى هذه التطبيقات حيث اقتـرح النموذج لتوقع قيم مستقبلية لبيانات سلسلة زمنية مستندة الى العلاقة بين القـيم فـي الماضي والقيم الحالية بالاعتماد على درجة العضوية الضبابية بين هذه القيم بدقة معقولة اذ إن طريقة الجار الأقرب تعتمد عادة على القيم الماضية مستخدمة الجـار الأقرب للنقطة لكي تتم عملية التنبؤ وذلك باستخدام التوسط للنقاط المختارة علـى أساس قيم العضوية المتقاربة في السلسلة الزمنية وان دقة الطريقة تعتمـد علـى القدرة على تمييز الجار الأقرب في السلسلة (Singh,1998),وتم تطبيق طريقـة الجار الأقرب الضبابي على بيانات مأخوذة لعدد مستخدمي الانترنـت فـي وقـت محدد.

2- طريقة الجار الأقرب الضبابية

Fuzzy Nearest Neighbor Method (FNNM)

تعتبر طريقة الجار الأقرب الضبابية من تقنيات التقريب الموضعي للنقطة الجـوار والتي يمكن استخدامها للتكهن للسلاسل الزمنية اذ أنها عملية دمج للجـار الأقـرب

والضبابية والتي تعطي نتائج أفضل من استخدام الأسلوب الإحـصائي الكلاسـيكي عندما يكون هناك عدم مؤكديه حول توزيع البيانات (Leif ,2009) ، وان طريقة الجار الأقرب عادة هي القاعدة لتمييز عدة قيم جوار من بيانـات الماضـي التـي تستخدم للتكهن بالقيمة المستقبلية باستخدام التوسط للنقاط المختارة مستندة الى قـيم عضوية للتكهن اذ أن العضوية الضبابية تستعمل لأثارة التوقعـات فـي المـستقبل للنقطة على أساس الجيران الأقرب الماضيين ونعتمد في الأساس في تحديد الجـار الأقرب باستخدام القيم الأصلية لبيانات السلسلة الزمنية المقابلة لدرجات العـضوية المتقاربة والمستخدمة في التكهن بإيجاد التوسط لها . (On internet address www.bbp.usm)

(1-2)الضبابية Fuzzy

إن الطريقة المناسبة لتحليل مشكلة ما تقودنا إلى التفكير لمعرفة عدم التأكد للحالـة المراد دراستها آذ إن عدم التأكد (uncertainty) ينشا من مصادر مختلفة ولكن يمكن أن يقسم إلى قسمين العشوائية (Randomness) والـضبابية (Fuzziness) ولكن يشترك كل من العشوائية والضبابية بان كليهما يصنف عدم التأكد بالأرقـام ضمن الفترة المغلقة[1,0] فتحديد نوع عدم التأكد الـصحيح يـؤدي إلـى اختيـار الأسلوب الملائم لتحليل المشكلة ومعالجتها بصورة صحيحة .النظريـة الاحتماليـة تكون ملائمة لمعالجة عدم التأكد الذي مصدره العشوائية ولكن استخدامها لمعالجـة النوع الثاني (الضبابية) يكون غير ملائم ,لذا لابد مـن وجـود أسـلوب رياضـي لمعالجة هـذا النـوع مـن عـدم التأكـد وتمثـل ذلـك بنظريـة المجموعـات الضبابية(الخياط,2004). بعد أن ظهر الأساس النظري للضبابية ظهر اتجاه جديـد في المعالجة تمثل بالإحصاء الضبابي (Fuzzy statistics) الذي نتج عنه طرائـق جديدة لمعالجة هذا النوع من البيانات,وان طريقة الجار الأقرب الضبابي هي أحدى هذه الطرائق (Singh, 1998) والتي تستخدم في التكهن لبيانات سلسلة زمنية.

(2-2)المجموعة الضبابية Fuzzy set

تعرف المجموعة الاعتيادية (crisp set) على أنها مجموعة من العناصر وان أي عنصر يمكن أن ينتمي أو لا ينتمي إلى المجموعة وان المجموعة قد تكون محـددة أو غير محددة (طه,2006).

في حين أن المجموعة الضبابية (Fuzzy set) تعـرف (Zadeh ,1965) (بأنهـا عبارة عن أصناف من العناصر مع درجة عضوية وان هذه المجموعة ميزت بدالة عضوية التي خصصت لكل عنصر درجة عضوية مداها بين الصفر والواحـد) أي عندما يأخذ العنصر درجة عضوية (1) فهذا يعني أن العنصر ينتمي بالتمام إلـى المجموعة الضبابية وعندما تكون درجة العضوية (0) فهذا يعنـي إن العنـصر لا ينتمي أطلاقا إلى المجموعة والدرجات الأخرى تتفاوت بين الصفر والواحد فعندما تكون درجة العضوية (0.5) فهذا يعني أن العنصر ينتمي بنـسبة (0.5) إلـى المجموعة الضبابية ولا ينتمي إلى المجموعة بالنسبة نفسها ويدعى هـذا العنـصر بنقطة التوازن (Equilibrium point) وقد تكون نقطة واحدة أو عدة نقاط وعندما تكون درجة العضوية (0.9) فهذا يعني أن العنصر ينتمي إلى المجموعة الـضبابية ولا ينتمي أليها بنسبة(0.1) وهذا اقرب إلى العضوية من عدمه (الدباغ,2003) .

وقد قدم باحثون آخـرون تعـاريـف كثيـرة للمجموعـة الـضبابية إذ عرفهـا (Kaufamm 1975) كما يأتي :

[المجموعة الضبابية هي تلك المجموعة التي لا يكون فيها حدود واضحة بدقة بين تلك العناصر التي تنتمي وتلك التـي لا تنتمـي إليهـا].أمـا التعريـف الـذي قدمه ([1988] Zimmerman)فقد كان أكثر التعاريف دقة وبحسب الأتي :

إذا كانت X هي مجموعة من العناصر يرمز لها عموما بالرمز x فان المجموعة الضبابية A في X هي مجموعة من الأزواج المرتبة .

$$A = \{x, \mu_A(x) / x \in X\}$$

إذ أن $\mu_A(x)$ هي دالة العضوية إلى x في A التي هي دالة من X إلى μ إذ μ مجال العضوية المستمر في الفترة المغلقة [0,1] (محمد,2007) .

(3-2) الجار الأقرب Nearest Neighbor

إن الجار الأقرب من طرائق التقدير الجديدة التي لديها الإمكانيات لتوليد التقـديرات المحلية للنقطة, وتكون هذه الطريقة سهلة في اغلب الأحيان عندما يكون لدينا قاعدة بيانات مثلى عندما تتوفر قاعدة البيانات تصنف الطريقة ضمن الطرائـق الدقيقـة لمعرفة الجار الأقرب بسهولة ولكن العملية تكون صعبة ومعقدة عندما تكون قاعدة البيانات كبيرة جدا. أن الجار الأقرب يقيس المسافة الاقليدية بين كل نقطة والنقطـة الأقرب إليها ويلاحظ عندما يكون نمط البيانات بشكل متجمع عند ذلك تكون المسافة الاقليدية قليلة جدا بين كل نقطة والنقطة المجاورة لها ولكن كلمـا تباعـدت قـيم البيانات وتبعثرت أصبحت المسافات بين النقاط كبيرة .

هناك عدة طرائق لقيـاس المـسافة (Theodoridis&Koutroumbas,2003): الاقليدية بين النقاط

1. البعد الاقليدي (Euclidean distance)

إن البعد الاقليدي واحد من أكثر الطرائق شيوعا ويعرف البعد الاقليدي علـى انـه البعد بين نقطتين مرسومتان بالرسم الانتشاري ويحسب البعد الاقليـدي بالـصيغة الاتية:

$$1)\ d(yi,yj) = \sqrt{\sum_{k=1}^{n} (y_{ik} - y_{jk})^2}$$

2. البعد ألتربيعي (Square distance)

هو عبارة عن مجموع مربعات الفروق بين مشاهدتين ويحسب البعـد ألتربيعـي بالصيغة الاتية:

$$2)\ \ d(yi,yj) = \sum_{k=1}^{n} (y_{ik} - y_{jk})^2$$

3- خوارزمية الجار الأقرب الضبابية

إذا كانت لدينا بيانات لسلسلة زمنية ممثلة بـالزمن ($y_n = y_t$) و($y_{n-1} = y_{t-1}$) وإن الهدف الرئيسي من خوارزمية (FNNM)هو التكهن بالقيم (y_{n+1}) عندما يكون المتجه ($y_1, y_{2,} ..., y_n$) معلوما ولهذا الغرض سوف نحدد (k) من الجيران الأقرب من القيم في السلسلة تختار ويشار اليها (x_{t1} , x_{t2},..., x_{tk}) حيث أن(x_{tk}) هي قيمة السلسلة في الزمن (tk) وبالاعتماد على قيم درجة العضوية يتم تحديد الجيران الأقرب ويتم التكهن للخطوة ($\hat{y}_{n+1}$) للقيمة الفعلية (y_{n+1}) وذلك بالتوسط لقيم (K) من الجيران الأقرب المختارة على أساس درجة العضوية وان العلاقة بين قيم السلسلة الحالية والقيم في الماضي يمكن أن تقرر بواسطة العضوية الضبابية للدالة ،وان الخطوات الاتية توضح هذه الطريقة بكل تفاصيلها :

1. بأخذ قيم السلسلة الحالية ثم يتم تمييز القيم التقريبية ل (y_n) مع القيمة السابقة لها .إن التقريب بين (y_n) والقيم الماضية (y_i) يحسب من الصيغة الاتية:

$$\mu(y_i) = (1 + \{d(y_i, y_n) / F_d\}^{F_e})^{-1.0}$$

هنا $\mu(y_i)$ تعني القرب الضبابي بين(y_i) و(y_n) التي اعتبرت هنا (y_n) = (y_{i+1})

d هي المسافة الاقليدية بين (y_i و y_n)

F_d و F_e وهي قيم افتراضية توضع من قبل المستخدم لأجل الحصول على أفضل دالة عضوية تتناسب مع البيانات المعطاة .

2. مقياس العضوية (القيم يجب أن تكون داخل الفترة [1,0] يستعمل مقياس $\mu'(y_i)$ فقط عندما تكون قيم دالة العضوية متقاربة جداً،وان الصيغة الرياضية له موضحة كالأتي:

$$\mu'(y_i) = \mu(y_i) - \min(\mu(y_i)) / ((\max(\mu(y_i)) - \min(\mu(y_i)))$$

يجب أن تكون ($1 \le i \le n-1$) .

3. نميز الجار الأقرب:

(1) نميز الجار الأقرب باستخدام المعيار $\mu'(y_i) \geq \lambda$ حيث λ داخل العتبـة [1,0] يضع المدى من قبل المستخدم عند λمتزايدة العدد الأقل للجيران الأقـرب يـتم اختيارهم من بيانات الماضي في السلسلة الزمنية و(k) هي عدد من الجار الأقرب والتي تعرف بالشكل الاتي $(x_{t1}\ , x_{t2}\ ,..., x_{tk})$.

(2) أو بالاعتماد على أخر قيمة عضوية وإيجاد الجار الأقـرب لهـا مـن القـيم العضوية ثم اخذ القيم الفعلية من السلسلة المقابلة للقيم العضوية بالشكل الاتي $(x_{t1}\ , x_{t2}\ ,..., x_{tk})$.

(3) للتكهن في الخطوة (n+1) بواسطة التوسط حيث (k) هي الجار الأقرب لأخر قيمة من السلسلة الزمنية

$$\hat{y}_{n+1} = (x_{t1} + x_{t2} + ... + x_{tk})/k$$

(4) مقاييس دقة التنبؤ المستخدمة هي:

1- متوسـط خطـا النـسبة المئويـة المطلـق (MAPE) (Mean Absolute Percentage Error)

والصيغة العامة له هي :

$$(\text{MAPE}) = \frac{1}{p}\sum \frac{|y_{n+1} - \hat{y}_{n+1}|}{y_{n+1}} * 100$$

ينتج اتجاه خطا التغير عندما

عندما الخطأ

$$y_{n+1} - y_n > 0 \quad and \quad \hat{y}_{n+1} - y_n \leq 0$$

أو

$$y_{n+1} - y_n \leq 0 \quad and \quad \hat{y}_{n+1} - y_n > 0$$

حيث أن y_{n+1} هي قيمة فعلية و$\hat{y}_{n+1}$ هي قيمة متكهنة وp هو العدد الكلـي للقـيم المتكهن بها.

2- متوسط مربعات الخطأ (Mean square error)(MSE)

والصيغة العامة له هي :

$$MSE=\frac{\sum(y_n-\hat{y}_n)^2}{n}$$

حيث أن y_n هي القيمة الحقيقية

وان $\hat{y}_n$ هي القيمة المتكهن بها .

4- السلاسل الزمنية Time series

إن السلسلة الزمنية هي عبارة عن مجموعة من المشاهدات المسجلة لظـاهرة مـا بمرور الزمن ، وأن أساس تحليل السلاسل الزمنية هو الاستقرارية وتتميز السلسلة الزمنية المستقرة بنوع من الموازنة الإحصائية حول المتوسط الثابت والتباين فـي حالة استقرار السلسلة الزمنية يمكن تحديد النموذج لها (الطائي ,2009) ومن هذه النماذج ما ياتي:

1. نموذج الانحدار الذاتي (Autoregressive model)

تتولد السلسلة في هذه الحالة من عملية انحدار ذاتي ويرمز للنموذج AR (p) حيث أن p هي رتبة النموذج ويعبر عنه بالصيغة العامة الاتية :

$$Y_t=\phi_1 Y_{t-1}+\phi_2 Y_{t-2}+........+\phi_p Y_{t-p}+e_t$$

حيث أن ϕ_i هي معلمة الانحدار الذاتي من الرتبة (p) وكذلك يجب أن تحقق المعلمة شرط الاستقرارية $|\phi_i|<1$. وان y_{t-1} هي القيمة السابقة للقيمة الحالية y_t وان e_t هي مقدار الخطأ العشوائي للنموذج .

2. نموذج الأوساط المتحركة (Moving average model)

تتولد السلسلة في هذه الحالة من عدة أوساط متحركة ويرمـز للنمـوذج MA (q) حيث أن q هي رتبة النموذج ويعبر عنه بالصيغة العامة الاتية :

$$Y_t = e_t - \varphi_1 e_{t-1} - \varphi_2 e_{t-2} - ..... - \varphi_q e_{t-q}$$

حيث أن φ_1 هي معلمة الأوساط المتحركة من الرتبة (q) وكذلك يجب أن تحقـق المعلمة شرط الاستقرارية $|\varphi_i| < 1$ ،وان e_t هي قيمة الخطأ العشوائي وان e_{t-1} هي قيمة الخطأ العشوائي السابق.

3. النماذج المختلطة (Autoregressive–moving models(ARMA))

وهي من النماذج التي تستخدم بشكل واسع في التنبؤ للسلاسل الزمنية ,حيث يرمـز لها اختصارا بالرمز ARMA(p,q) حيث أن p هي رتبة نموذج الانحدار الذاتي وان q هي رتبة نموذج الوسط المتحرك وان الصيغة العامة للنموذج المختلط هي :

$$Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + ... + \phi_p Y_{t-p} + e_t - \varphi_1 e_{t-1} - \varphi_2 e_{t-2} - ..... - \varphi_q e_{t-q}$$

ويجب أن تحقق المعلمات شرط الاستقرارية وان e_t هي قيمة الخطأ العشوائي.

4. النماذج المختلطة(الانحدار الذاتي –الأوساط المتحركة) التكاملية

(Autoregressive integrated moving average models (ARIMA))

أذا كانت السلسلة الزمنية غير مستقرة اذ يؤخذ الفرق لها لتصبح مستقرة ومن ثـم يمكن تحديد النموذج لها عند ذلك يعرف هذا النموذج للسلسلة التي اخذ لها الفـرق بالنموذج التكاملي ،وان الفروق من الدرجة d يعبر عنها بالصيغة الاتية :

$$\nabla^d Y_t = (1-B)^d Y_t$$

حيث أن d هي عدد الفروق العادية وان B هي الإزاحة الخلفية .

الجانب التطبيقي

يتناول هذا الجانب تطبيقا عمليا لما تمت دراسته نظريا (طريقـة الجـار الأقـرب الضبابي) اذ تم عمل خوارزمية لها في الصفحة (5) ومن ثم تطبيقها على بيانـات لسلسلة زمنية لعدد من مستخدمي الانترنت في وقت محدد وذلك لاسـتخدمها فـي التنبؤ(Makridakis et.al , 1998),كما مبين في الجدول (2-1).

وللتأكد من ملاءمة هذه الطريقة ونجاحها في التنبؤ تم أولا تقدير قـيم مـستقبلية ل (30) قيمة وإيجاد (MSE) لها . وثانيا تم إيجاد العديد من نمـاذج (ARIMA) والمقارنة بينهـا فكـان أفـضل نمـوذج تكهـن باسـتخدام نمـاذج(ARIMA) هو(ARIMA)(3,1,0) النموذج الملائم في التنبؤ للسلسلة الزمنية وبعد ذلك تمـت مقارنة النتائج التي تم الحصول عليها باستخدام الطريقتين وذلـك بتطبيـق معيـار متوسط النسبة المئوية للخطأ المطلق (MAPE) وكذلك متوسط مربعـات الخطـأ (MSE).

الجدول (2-1) قيم مشاهدات السلسلة الزمنية

الدقيقة	عدد المستخدمين	الدقيقة	عدد المستخدمين	الدقيقة	عدد المستخدمين
1	88	25	131	49	174
2	84	26	139	50	175
3	85	27	147	51	172
4	85	28	150	52	172
5	84	29	148	53	174
6	85	30	145	54	174
7	83	31	140	55	169
8	85	32	134	56	165
9	88	33	131	57	156
10	89	34	131	58	142
11	91	35	129	59	131
12	99	36	126	60	121
13	104	37	126	61	112
14	112	38	132	62	104
15	126	39	137	63	102
16	138	40	140	64	99
17	146	41	142	65	99
18	151	42	150	66	95
19	150	43	159	67	88
20	148	44	167	68	84
21	147	45	170	69	84
22	149	46	171	70	87
23	143	47	172		
24	132	48	172		

السلسلة الزمنية لمجموعة من مستخدمي الانترنت بالدقيقة

ولتطبيق خوارزمية الجار الأقرب الضبابي نبدأ بـالخطوة الأولـى بأخـذ بيانـات السلسلة الزمنية الأصلية أعلاه وذلك لتحديد القرب بين القيمة الحاليـة والقيمـة السابقة أي إيجاد البعد الاقليدي بين كل نقطة والنقطة المجاورة لها بتطبيق قـانون البعد الاقليدي وبدمج هذا القانون مع قيم الثوابت التي يحددها المستخدم تظهر لدينا قيم عضوية ضبابية من خلال تطبيق المعادلة الاتية:

$$\mu(y_i) = (1 + \{d(y_i, y_n) / F_d\}^{F_e})^{-1.0}$$

وتم الحصول على (69) قيمة بالتطبيق على (70) قيمة أصلية,تم اعتبـار y_n هـي Y_{i+1} وتم أيجاد المسافة الاقليدية بين Y_{i+1} والقيمة السابقة لها وبأخذ قيمة [Fd=0.1]

وقيمة[Fe=0.2] حيث أنها قيم تحدد من قبل المستخدم بحيث تتناسب مـع الدالـة العضوية وبتطبيق المعادلة تم الحصول على (69) قيمة عضوية μ(yi) .

الجدول (2-2) قيم العضوية الضبابية

μ(yi)	القيمة الناتجة	μ(yi)	القيمة الناتجة	μ(yi)	القيمة الناتجة
μ(y1)	0.323	μ(y25)	0.293	μ(y49)	0.386
μ(y2)	0.386	μ(y26)	0.293	μ(y50)	0.336
μ(y3)	1	μ(y27)	0.336	μ(y51)	1
μ(y4)	0.386	μ(y28)	0.354	μ(y52)	0.354
μ(y5)	0.386	μ(y29)	0.336	μ(y53)	1
μ(y6)	0.354	μ(y30)	0.313	μ(y54)	0.313
μ(y7)	0.354	μ(y31)	0.306	μ(y55)	0.323
μ(y8)	0.336	μ(y32)	0.336	μ(y56)	0.289
μ(y 9)	0.386	μ(y33)	1	μ(y57)	0.271
μ(y10)	0.354	μ(y34)	0.354	μ(y58)	0.280
μ(y11)	0.354	μ(y35)	0.336	μ(y59)	0.284
μ(y12)	0.313	μ(y36)	1	μ(y60)	0.289
μ(y13)	0.354	μ(y37)	0.306	μ(y61)	0.293
μ(y14)	0.271	μ(y38)	0.313	μ(y62)	0.354
μ(y15)	0.277	μ(y39)	0.336	μ(y63)	0.336
μ(y16)	0.293	μ(y40)	0.354	μ(y64)	1
μ(y17)	0.313	μ(y41)	0.293	μ(y65)	0.323
μ(y18)	0.386	μ(y42)	0.386	μ(y66)	0.299
μ(y19)	0.354	μ(y43)	0.293	μ(y67)	0.323
μ(y20)	0.386	μ(y44)	0.336	μ(y68)	1
μ(y21)	0.354	μ(y45)	0.386	μ(y69)	0.336
μ(y22)	0.306	μ(y 46)	0.386	μ(y70)	*
μ(y23)	0.280	μ(y 47)	1		
μ(y24)	0.386	μ(y 48)	0.354		

الجدول (2-2) يحتوي على قيم العضوية الضبابية بعد تطبيق الخطوة الأولى من خوارزمية (FNNM)

وللتكهن بالقيم الجديدة تتم مقارنة التشابه بين (y69)• مع قيم عضوية سابقة لهـا والتي سيكون عددها (k) من القيم المتشابهة والتي تعتبر الجيران الأقـرب لهـذه القيمة بعد ذلك اخذ القيمة الأصلية للسلسلة الزمنية(i) المقابلة لقيمة μ(yi)المتشابهة ,بعد ذلك يؤخذ التوسط لهذه القيم والتي عددها (k) من القيم والحصول على قيمـة جديدة متكهن بها ,حيث القيمة μ(y69) تساوي (0.336) ويتم أيجاد قـيم μ(yi) المشابهة لهذه القيمة والتي هي

[μ(y8) , μ(y27) , μ(y29) , μ(y32) , μ(y35),μ(y39) , μ(y44),μ(y50), μ(y63)]

والتي جميعا تساوي أو تقارب (0.336) وبأخذ القيم الأصلية المقابلة لهـا والتـي تساوي القيم الاتيه كما في الجدول الاتي:

القيم ألعضوية	μ(y8)	μ(y27)	μ(y29)	μ(y32)	μ(y35)	μ(y39)	μ(y44	μ(y50)	μ(y63)
القيم الأصلية	85	147	148	134	129	137	167	175	102

الجدول (2-3) يتضمن القيم الأصلية المقابلة للقيم العضوية التي تـستخدم للـتكهن بأول قيمة

حيث 85 هي قيمة السلسلة في الدقيقة 8 و147هي قيمة السلسلة فـي الدقيقـة 27 وهكذا لبقية القيم ,نلاحظ (k) والتي هي عدد الجار الأقرب تساوي (9) وبتطبيـق الخطوة

$$\hat{y}_{n+1}=(x_{t1}+x_{t2}+...+x_{tk})/k$$

$$\hat{y}_{71}=(85+147+148+134+129+137+167+175+102)/9 \quad =136$$

ويتم إيجاد قيمة μ(y70) وذلك باستخدام قيمة السلسلة عند الدقيقة(70) من السلسلة الأصلية والقيمة (71) المتكهن بها بعد ذلك تـستخدم (y70)• المـستخرجة فـي التكهن بقيمة($\hat{y}_{72}$) بنفس الأسلوب السابق ,وهكذا تكرر العملية لحصول على قـيم عضوية جديدة ثم تستخدم تلك القيم في التكهن للسلسلة الزمنية ,و تـم الـتكهن (30) مشاهدة جديدة للسلسلة والموجودة في الجدول (2-4)

تم اعتماد النموذج من قبل المصدر (Makridakis.et.al , 1998) لهذه البيانات وهو ARIMA (3,1,0) حيث انه أفضل نموذج للتكهن .

الجدول (2-4) يتضمن القيم المتكهنة بطريقة (FNNM) وطريقة (ARIMA) ماعدا الدقيقة 70

القيمة المتنبئة ب(ARIMA)	القيمة المتنبئة ب(FNNM)	قيمة العضوية الضبابية(yi)•	القيمة الفعلية	الدقيقة
87	87	0.224	87	70
89.26	136	0.386	89	71
90.05	137	0.306	88	72
90.38	131	0.299	85	73
90.83	138	0.299	86	74
91.31	131	1	89	75
91.63	131	0.386	91	76
91.81	130	0.336	91	77
91.90	127	0.323	94	78
91.96	131	0.257	101	79
91.99	111	0.289	110	80
91.98	120	0.257	121	81
91.94	140	0.261	135	82
91.87	122	0.299	145	83
91.79	129	0.336	149	84
91.70	132	0.386	156	85
91.60	131	1	165	86
91.49	131	0.386	171	87
91.37	130	1	175	88
91.25	131	1	177	89
91.12	131	0.386	182	90
90.99	130	0.386	193	91
90.86	131	1	204	92
90.72	131	1	208	93
90.59	131	1	210	94
90.45	131	1	215	95
90.31	131	1	222	96
90.17	131	1	228	97
90.03	131	1	226	98
89.89	131	1	222	99
89.75	131	*	220	100

بعد ذلك تم تطبيق الخطوة الأخيرة من الخوارزمية وهي قياس دقة التنبؤ لطريقة(FNNM) مقارنة مع احد نماذج (ARIMA) بحساب معيار متوسط النسبة المئوية للخطأ المطلق (MAPE) للطريقتين ، فضلا عن إيجاد متوسط مربعات الخطأ(MSE) لزيادة الدقة وقد تم الحصول على النتائج كما في الجدول الاتي:

الجدول(2-5) يتضمن نتائج المقارنة بين طريقتي (FNNM) و(ARIMA)

ت	اسم الطريقة	MAPE	MSE
1	(FNNM)	32.828	3292.5
2	ARIMA(3,1,0)	34.457	6789. 8

النتائج والتوصيات

(1) من خلال ملاحظة القيم في الجدول (2-5) نجد أن قيم (MAPE) و(MSE) للجار الأقرب هي اقل من نموذج (ARIMA) لذلك نتائج التكهن للجار الأقرب تعتبر أفضل .

(2) يمكن اعتبار طريقة (FNNM) طريقة كاملة ومكملة لطريقة (ARIMA) اذ أنها طريقة كاملة بحيث يمكن الاعتماد عليها في التكهن باستخدامها بصورة منفردة أو يمكن استخدمها مع نماذج (ARIMA) .

(3) يمكن الاعتماد على هذه الطريقة في التنبؤ لاعتبارها أحدى طرائق التكهن الحديثة وتعطي نتائج جيدة.

(4) من الضروري استخدام هذه الطريقة في التكهن عندما يكون هناك القليل من عدم ألمؤكديه حول توزيع البيانات.

المصادر

محمد,جاسم محمد,(2007)."**التقديرات الحـصينة لانحـدار الـضبابي**"أطروحـة دكتوراه في الإحصاء غير منشورة,كلية الإدارة والاقتصاد ,جامعة بغداد.

طه،حذيفة حازم .(2006). "**مقارنة بين بعض أساليب التنبؤ لطبقات جبل بطمـة**" أطروحة دكتوراه في الإحصاء غير منشورة،كلية علوم الحاسبات والرياضيات ،جامعة الموصل .

الدباغ ،سفيان سالم محمود .(2003) ،"**نظام حاسوبي مضبب لتقدير قوة مقاومـة الانضغاط للاسمنت البورتلندي**".رسالة ماجستير في الحاسبات غير منـشورة ،كلية علوم الحاسبات والرياضيات،جامعة الموصل.

الخياط ،باسل يونس ذنون،(2004) ."**اللاتاكدية من خلال نظرية الاحتمال ونظرية المجموعات المضببة**"**،**المجلة العراقية للعلوم الإحصائية، العدد(6) ،كلية علوم الحاسبات والرياضيات ،جامعة الموصل.

الطائي ،زينة طلال إسماعيل.(2009) "**التنبؤ للسلاسل الزمنية باستخدام نمـاذج Pattern**" ،رسالة ماجستير في الإحصاء غيـر منـشورة ،كليـة علـوم الحاسبات والرياضيات ، جامعة الموصل.

Makridakis , S. Wheel Wright, S. and Hydman , R.(1998) rd **"Forecasting Method and Applications"**3ed., John –Wiley and Sons ,New York ,USA

Theodoridis S. and Koutroumbas K.,(2003),"**Pattern Recognition** " 2nd ed. ,Elsevier(USA)

Singh ,S. (1998) ."**Fuzzy nearest Neighbor For Time Series Forecasting**" proc.6th European Congress on Intelligent Techniques and soft Computing (EUFIT'98).

Leif E. Peterson (2009) .**"K nearest neighbor "** www.scholarpedia.org

Singh S. "**Forecasting using a fuzzy nearest neighbor method".** www.microsoft.com