

کاربرد الگوی ANFIS در مقایسه با الگوی اقتصادسنجی ARIMA در پیش‌بینی قیمت خرده‌فروشی محصولات کشاورزی

سید محمد فهیمی‌فرد، ماشاءالله سالارپور و محمود صبوحی صابونی*

تاریخ دریافت: ۱۳۸۸/۲/۲۵ تاریخ پذیرش: ۱۳۸۹/۳/۵

چکیده

در این مطالعه الگوی جدید استنتاجی- تطبیقی فازج- عصبی (ANFIS) معرفی و کارایی آن در پیش‌بینی سه افق زمانی ۱، ۲ و ۴ هفته‌ای آبی قیمت خرده‌فروشی برنج، گوشت مرغ و تخم‌مرغ با الگوی ARIMA به عنوان رایج‌ترین روش خطی پیش‌بینی اقتصادسنجی مقایسه شد. برای این منظور از داده‌های هفته‌ای گردآوری شده از شرکت پشتیبانی امور دام و فروشگاه رفاه کل کشور (مربوط به دوره ۱/۴/۱۳۸۷ تا ۱/۱/۱۳۸۱) و معیارهای ارزیابی کارایی الگوها از جمله R^2 ، MAD و RMSE استفاده شد. نتایج معیارهای ارزیابی کارایی الگوها نشان داد که داده‌های پیش‌بینی شده‌ی بخش آزمون ساختارهای طراحی شده‌ی الگوی ANFIS در مقایسه با داده‌های پیش‌بینی شده‌ی بخش خارج از نمونه‌ی الگوی ARIMA از مطابقت بیش‌تری با داده‌های واقعی برخوردار بوده و در نتیجه الگوی غیرخطی ANFIS در پیش‌بینی قیمت خرده‌فروشی محصولات کشاورزی و افق‌های زمانی مورد بررسی، کارا تر است.

طبقه‌بندی JEL: C22، C8، L66

واژه‌های کلیدی: الگوی استنتاجی- تطبیقی فازج- عصبی، الگوی خودبرازش میانگین متحرک انباشته، پیش‌بینی، قیمت محصولات کشاورزی

*به ترتیب کارشناس ارشد و اعضای هیات علمی گروه اقتصاد کشاورزی دانشگاه زابل

مقدمه

بر خلاف بسیاری از بازارهای مهم که از زوایای مختلف توسط محققان مورد بررسی قرار گرفته‌اند، بازار محصولات کشاورزی از عرصه‌ی تحقیقات نوین پیش‌بینی به دور مانده به گونه‌ای که همان معدود مطالعات انجام شده نیز بیش‌تر بر پایه‌ی روش‌های اقتصادسنجی استوار است (هاوفی و هم‌کاران، ۲۰۰۷). هم‌چنین، پیش‌بینی صحیح قیمت در بازار محصولات کشاورزی، تأثیرات مهمی در سیاست‌گذاری و برنامه‌ریزی‌های اقتصادی این بخش دارد که این مهم با به‌کارگیری روش‌های عصبی-مصنوعی، می‌تواند افزون بر ایجاد زمینه برای بسط و توسعه‌ی روش‌های نوین پیش‌بینی در بازار محصولات کشاورزی، سیاست‌گذاران و برنامه‌ریزان این بخش را برای برنامه‌ریزی و تصمیم‌گیری‌های آتی، یاری رساند (فهمی‌فرد، ۱۳۸۷). از طرف دیگر، اغلب پدیده‌های طبیعی رفتاری غیرخطی دارند که لازمی تشخیص مناسب آن‌ها استفاده از الگوهای غیرخطی است. در گذشته الگوهایی به منظور پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی مورد استفاده قرار می‌گرفتند که از مهم‌ترین آن‌ها می‌توان به فنون رگرسیون خطی یا چندجمله‌ای، میانگین متحرک، الگوی‌های باکس و جنکینز، الگوهای ساختاری، الگوهای سری زمانی و ... اشاره کرد. اما این الگوها از ضعف‌هایی برخوردار بودند که به محقق اجازه نمی‌دادند تا عوامل پیچیده و غیرخطی موثر بر پیش‌بینی را در نظر بگیرد. هم‌چنین، به تازگی به خوبی اثبات شده که بسیاری از مشاهدات سری‌های زمانی اقتصادی، غیرخطی بوده و تخمین الگوهای خطی برای مسایل پیچیده‌ی دنیای واقعی همیشه رضایتبخش نیست (راسین، ۲۰۰۱). الگوهای غیرخطی از جمله الگوهای هوش مصنوعی (AI¹)، می‌توانند برآزش به‌تری نسبت به الگوهای خطی داشته باشند (راسین، ۲۰۰۱). این الگوها، یک روش جای‌گزین برای مواجه شدن با مسایل پیچیده و ناآشنا بوده و شامل محیط‌های مختلفی از جمله سیستم‌های هوش‌مند، شبکه‌های عصبی، الگوریتم ژنتیک، منطق فازی و انواع سیستم‌های تلفیقی می‌باشند (کالوجیرو، ۲۰۰۳).

1- Artificial Intelligence

همچنین، موفقیت کم‌نظیر الگوهای عصبی به عنوان ابزاری قدرت‌مند به منظور تجزیه و تحلیل داده‌ها، موجب شد تا توجه اقتصاددانان نیز به این روش پیش‌بینی جلب شده و در اواخر دهه‌ی ۸۰ میلادی الگوهای مختلفی به منظور پیش‌بینی متغیرهای اقتصادی ساخته شود (هایکین، ۱۹۹۴). در زیر به تعدادی از این مطالعات در حوزه‌ی اقتصاد کشاورزی اشاره شده است:

کهزادی و هم‌کاران (۱۹۹۵)، در مطالعه‌ای در زمینه‌ی شبکه‌های عصبی و کاربردهای آن در اقتصاد، ضمن پیش‌بینی معاملات سلف ذرت، از مقایسه‌ی شبکه‌های عصبی با الگوی ARIMA^۱، با استفاده از معیارهای مختلف عمل‌کرد پیش‌بینی دریافتند که خطای پیش‌بینی الگوی شبکه‌ی عصبی بین ۱۸ تا ۴۰ درصد کم‌تر از الگوی ARIMA است.

هاوفی و هم‌کاران (۲۰۰۷)، به پیش‌بینی کوتاه‌مدت قیمت غذا در چین با استفاده از سه الگوی MSOA^۲، BP^۳ و ARIMA پرداختند. نتایج مطالعه‌ی آن‌ها نشان داد که الگوریتم "پس انتشار" با مشکلاتی از قبیل هم‌گرایی ضعیف و تدریجی مواجه است. بنابراین یک روی‌کرد بهینه‌سازی چند مرحله‌ای (MSOA) را برای غلبه بر نقاط ضعف BP پیشنهاد کردند. آن‌ها دریافتند که پیش‌بینی‌های الگوی MSOA به طور قابل ملاحظه‌ای دقیق‌تر از الگوهای BP و ARIMA است.

فهیمی‌فرد و هم‌کاران (۲۰۰۹)، در مطالعه‌ای به بررسی کاربرد الگوی ANFIS^۴ در پیش‌بینی قیمت خرده‌فروشی یک، دو و چهار هفته‌ی آتی گوشت مرغ در ایران پرداختند. نتایج مطالعه‌ی آنان نشان داد که این الگو در مقایسه با الگوی ARIMA خطای پیش‌بینی هر یک از افق‌های آتی را به ترتیب ۰/۰۲۰۴، ۰/۰۱۸۵ و ۰/۰۱۸۷ کاهش می‌دهد.

کهزادی و ابوالحسنی (۱۳۷۹)، با استفاده از الگوی سری زمانی تک متغیره و شبکه‌های عصبی مصنوعی، قیمت سهام کارخانه‌ی شهد ایران را برای یک ماه آینده پیش‌بینی کردند.

1-Auto-Regressive Integrated Moving Average
2-Multi-Stage Optimization Approach
3-Back-Propagation
4-Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

داده‌های مورد استفاده‌ی این مطالعه قیمت روزانه‌ی سهام کارخانه‌ی شهد ایران در طول ۳ ماه بود. نتایج این تحقیق حاکی از برتری الگوی شبکه‌ی عصبی مصنوعی بوده و از میان انواع شبکه‌های عصبی مورد استفاده، الگوی پیش‌خور بیش‌ترین دقت را برای پیش‌بینی دارا بوده است.

نجفی و هم‌کاران (۱۳۸۵)، در تحقیق خود به پیش‌بینی میزان صادرات پسته بر اساس داده‌های سال‌های ۱۳۰۴ تا ۱۳۸۲ با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و الگوی ARIMA پرداختند. نتایج این مطالعه نشان داد که شبکه‌ی عصبی پیش‌خور در مقایسه با سایر شبکه‌های عصبی و الگوی ARIMA، عمل‌کرد به‌تری در پیش‌بینی میزان صادرات پسته‌ی ایران دارد. فهیمی‌فرد (۱۳۸۷)، در مطالعه‌ای با استفاده از معیارهای ارزیابی کارایی الگوها به مقایسه کارایی الگوهای عصبی مصنوعی و خودبرازشی در پیش‌بینی قیمت خرده‌فروشی محصولات کشاورزی ایران پرداخت. نتایج مطالعه‌ی وی نشان داد که الگوهای ANFIS و ANN^۱ در تمامی افق‌های زمانی مورد بررسی در مقایسه با الگوهای ARIMA و GARCH^۲ از کارایی بیش‌تری برخوردار است.

این مطالعه مشتمل بر چهار بخش است، به طوری که معرفی الگوهای ARIMA و ANFIS، بخش اول، توضیح معیارهای ارزیابی الگوها و داده‌های مورد استفاده، بخش دوم، نتایج مقایسه‌ی الگوهای مورد مطالعه، بخش سوم، و سرانجام نتیجه‌گیری و پیشنهادها، بخش چهارم مطالعه را به خود اختصاص می‌دهد.

روش تحقیق

الف) الگوی خود برآزش میانگین متحرک انباشته (ARIMA)

یکی از ابزارهای پیش‌بینی روش باکس-جنکینز (Box and Jenkins, 1970) است، که از نظر تکنیکی به متدلوژی ARIMA شهرت یافته است. این روش بر اصل صرفه‌جویی استوار است.

1-Artificial Neural Network

2-Generalized Auto-Regressive Conditional Heteroscedasticity

به این معنا که از میان چند الگویی که همگی به نحو رضایت‌بخشی از میان داده‌ها برازش شده است، الگو با کم‌ترین تعداد پارامتر ارجح است. این ترجیح برای انتخاب الگوهای ساده‌تر نسبت به الگوهای پیچیده‌تر چند مزیت دارد. (۱) با انتخاب الگوی ساده دقت تخمین پارامترها افزایش می‌یابد. به عبارتی با کاهش تعداد پارامترهای برآوردی درجه‌ی آزادی افزایش می‌یابد. (۲) با انتخاب الگوی ساده از مشکل تعدد الگو اجتناب می‌شود.

به طور کلی این روش دارای ۴ مرحله است. مرحله‌ی اول که شناسایی آزمایشی^۱ نام دارد با استفاده از تابع خودهم‌بستگی نمونه^۲ و تابع جزئی خودهم‌بستگی نمونه^۳ انجام می‌گیرد. به محض این که الگو به طور آزمایشی شناسایی شد، وارد مرحله‌ی دوم شده و به تخمین پارامترها پرداخته می‌شود (مرحله‌ی تخمین). مرحله‌ی سوم، مرحله‌ی آزمون دقت^۴ برازش نام دارد که در این مرحله کفایت شناسایی آزمایشی و تخمینی که در مورد الگو انجام شده است، مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. اگر نامناسب بودن الگو به اثبات برسد، الگو باید مورد تعدیل و اصلاح قرار گیرد. روش‌های تشخیص محقق را در تصمیم‌گیری چه‌گونگی اصلاح و به‌بود الگو یاری می‌دهد. پس از حصول الگوی نهایی، از آن می‌توان برای پیش‌بینی مقادیر آینده‌ی سری زمانی استفاده کرد (مرحله‌ی پیش‌بینی). روش شناسایی باکس-جنکینز یک روش تکراری است. به آن مفهوم که اگر الگوی آزمایشی تشخیص داده شده‌ای نامناسب تشخیص داده شود باید دوباره به مرحله‌ی تشخیص آزمایشی بازگشته، الگوی جدید و به‌تری انتخاب شود و پس از تخمین پارامترهای الگو، مناسب بودن آن بررسی شود. این سیکل تشخیص آزمایشی تخمین و دقت برازش تا زمانی که الگوی مناسب نهایی یافت شود، ادامه خواهد داشت. روش باکس-جنکینز برای داده‌های مقطعی، پیوسته و ناپیوسته قابلیت پیش‌بینی دارد. به همین دلیل داده‌ها باید در فواصل زمانی برابر اندازه‌گیری شوند.

الگوی $ARIMA(p,d,q)$ به کار رفته در این مطالعه به صورت زیر تعریف می‌شود:

-
- 1-Tentative Identification
 - 2-Sample Autocorrelation Function
 - 3-Sample Partial Autocorrelation Function
 - 4-Diagnostic Checking

$$RP_t = f(t) + \phi_1 RP_{t-1} + \dots + \phi_p RP_{t-p} + e_t + \theta_1 e_{t-1} + \dots + \theta_q e_{t-q} \quad (1)$$

که در آن RP_t ، p و q به ترتیب قیمت خرده‌فروشی محصولات کشاورزی در زمان t ، درجه‌ی خودبرازشی (AR) و درجه‌ی میانگین متحرک (MA) است.

ب) الگوی استنتاجی تطبیقی عصبی فازی (ANFIS)

این الگو که توسط یانگ در سال ۱۹۹۶ بسط یافت، اجازه می‌دهد که سیستم‌های فازی در مباحث آموزش پارامترها، از الگوریتم آموزش انتشار خطا به عقب تطبیقی^۱ استفاده کنند (مورگان، ۱۹۹۸). هم‌چنین، از یک ساختار ANFIS که از مجموعه‌ای از قواعد اگر-آنگاه فازی نوع TSK^۲ (روش مستقیم) تشکیل شده است، می‌توان برای الگوسازی و نگاهت داده‌های ورودی-خروجی استفاده کرد. تعریف معمولی از یک مساله شناسایی، تعیین یک تابع \hat{f} است به طوری که تقریباً بتوان به جای تابع اصلی f مورد استفاده قرار گیرد. در نتیجه پیش‌بینی خروجی \hat{y} به ازای ورودی $X = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ باید تا حد امکان به مقدار خروجی حقیقی y نزدیک باشد. یک مجموعه‌ی m تایی از داده‌های چند ورودی و یک خروجی به صورت رابطه‌ی زیر در نظر گرفته می‌شود (مورگان، ۱۹۹۸):

$$y_i = f(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}) \quad , \quad (i = 1, 2, \dots, m) \quad (2)$$

حال می‌توان بر اساس این داده‌ها، یک جدول برای آموزش سیستم فازی برای پیش‌بینی مقادیر خروجی \hat{y}_i به ازای بردارهای ورودی $X = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$ تشکیل داد. به طوری که:

$$\hat{y}_i = \hat{f}(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}) \quad , \quad (i = 1, 2, \dots, m) \quad (3)$$

حال، مساله تعیین یک ساختار ANFIS برای مینیمم کردن تفاوت بین مقادیر خروجی و مقادیر پیش‌بینی شده است و یا به عبارت دیگر:

1-Adaptive Error Backpropagation Learning Algorithm

2-Takagi-Sugeno-kang

$$\sum_{i=1}^m [\hat{f}(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}) - y_i]^2 \rightarrow \min \quad (4)$$

در این روش، یک مجموعه قواعد اگر- آنگاه فازی از نوع TSK برای تقریب تابع f با \hat{f} با استفاده از m بردار شامل n ورودی و تک خروجی $(X_i, y_i); (i=1,2,\dots,m)$ طراحی می‌شود که قواعد فازی تشکیل شده در الگوهای ANFIS را می‌توان به راحتی به صورت زیر بیان کرد (تاناکا، ۱۹۹۸):

$$\text{Rule}_1: \text{IF } x_1 \text{ is } A_1^{(j_1)} \text{ AND } x_2 \text{ is } A_1^{(j_2)} \text{ AND } x_n \text{ is } A_1^{(j_n)}, \quad (5)$$

$$\text{THEN } y = \sum_{i=1}^n w_i^1 x_i + w_0^1$$

که در آن $j_i \in \{1,2,\dots,n\}$ و $W^1 = \{w_1^1, w_2^1, \dots, w_n^1, w_0^1\}$ ، مجموعه‌ی پارامترهای بخش تالی هر قاعده است. همچنین، تمامی مجموعه‌های فازی در فضای x_i به صورت زیر است:

$$A^{(i)} = \{A^{(1)}, A^{(2)}, \dots, A^{(r)}\} \quad (6)$$

این مجموعه‌های فازی به صورت توابع عضویت گوسی در بازه‌ی $[\alpha_i, \beta_i]; (i=1,2,\dots,n)$ در نظر گرفته می‌شود. در این حالت دامنه‌ها طوری تعیین می‌شوند که به ازای هر $x_i \in [\alpha_i, \beta_i]$ ، $A^{(i)}$ در رابطه‌ی بالا وجود داشته باشد و درجه‌ی تابع عضویت غیر صفر داشته باشد یعنی: $\mu_i^{(i)} \neq 0$. هر مجموعه‌ی فازی $A^{(i)}$ که در آن $j_i \in \{1,2,\dots,n\}$ به صورت توابع عضویت گوسی، طبق رابطه‌ی زیر در نظر گرفته می‌شود (مورگان، ۱۹۹۸):

$$\mu_{A^{(i)}}(x_i) = \text{Gaussian}(x_i; c_j, \sigma_j) = \exp\left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x_i - c_j}{\sigma_j}\right)^2\right] \quad (7)$$

که در آن c_j و σ_j به ترتیب مراکز و واریانس‌های قابل تنظیم هستند. همان گونه که واضح است، تعداد پارامترهای بخش مقدم الگوی ANFIS به صورت nr محاسبه می‌شود که n اندازه‌ی بردار ورودی و r بیانگر تعداد مجموعه‌های فازی در بخش مقدم است. همچنین، قواعد فازی بیان شده در رابطه‌ی (۶) یک رابطه‌ی فازی در $U \times \mathcal{R}$ است که $A^{(i)}$ مجموعه‌های فازی در U_i هستند. بنابراین $U = U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n$ و $\text{Rule} = A^{(j1)} \times A^{(j2)} \times \dots \times A^{(jn)} \rightarrow y$ افزون بر این، واضح است که بردار ورودی

ممدانی و مرتبه یک قاعده IF-THEN فازی به صورت زیر محاسبه می‌شود (مورگان، ۱۹۹۸):

$$\mu_{\text{Rule}_i} = \mu_U(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (8)$$

که در آن:

$$U = A^{(j1)} \times A^{(j2)} \times \dots \times A^{(jn)} \quad (9)$$

$$\mu_U(x_1, x_2, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n \mu_{A_i^{(ji)}}(x_i) \quad (10)$$

در این روابط $\mu_{A_i^{(ji)}}(x_i)$ بیانگر مرتبه عضویت از ورودی x_i مربوطه به مقدار قاعده‌ی فازی $A_i^{(ji)}$ است. با استفاده از فاز ساز سینگلتون، موتور استنتاج ضرب، اجتماع سهم‌های مربوط به هر قاعده، سیستم فازی با مجموعه شامل N قاعده فازی به صورت زیر بیان می‌شود (تاناکا، ۱۹۹۸):

$$f(x) = \frac{\sum_{i=1}^N y_t \left(\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^{(ji)}}(x_i) \right)}{\sum_{i=1}^N \left(\prod_{i=1}^n \mu_{A_i^{(ji)}}(x_i) \right)} \quad (11)$$

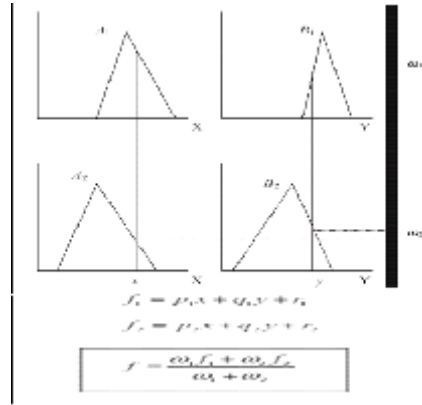
معادله‌ی بالا را می‌توان به صورت ماتریسی برای داده‌هایی که از M ورودی و خروجی تشکیل شده است، یعنی: $((X_i, y_i); i = 1, 2, \dots, m)$ به صورت $Y = PW + D$ بیان کرد که در آن: $P = [p_1, p_2, \dots, p_s]^T \in \mathcal{R}^{m \times s}$ و $W = [w_1, w_2, \dots, w_n]^T \in \mathcal{R}^s$ ، $S = N(n+1)$ است که هر بردار w_i مربوط به بخش تالی قانون فازی نوع TSK شامل $(n+1)$ عضو است. بنابراین ماتریس p (Firing Strength) با پیکربندی فضای ورودی‌ها توسط مجموعه قوانین فازی تشکیل می‌شود. همچنین، در صورتی که تعداد قواعد TSK به اندازه‌ی کافی کوچک باشد ($m \geq S$)، به طور معمول تعداد داده‌های آموزشی بزرگ‌تر از تمامی ضرایب در بخش تالی قواعد فازی خواهد بود. بنابراین با این شرایط می‌توان برای تعیین عناصر مجهول $W = [w_1, w_2, \dots, w_s]^T$ بر اساس معادله‌ی $Y = PW + D$ ، از روش تخمین کم‌ترین مربعات

کاربرد الگوی ANFIS در مقایسه با الگوی اقتصادسنجی ...

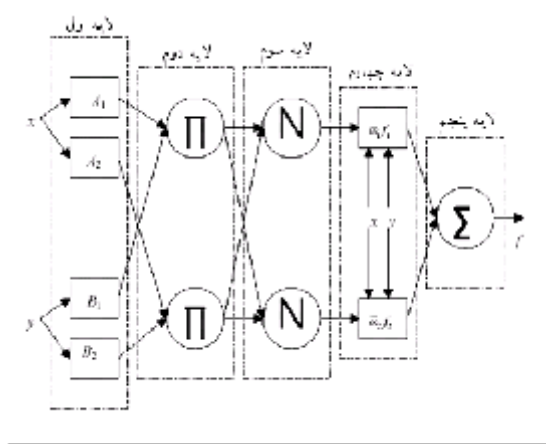
استفاده کرد که در نتیجه منجر به حداقل (کمینه) کردن بردار D خواهد شد. به این ترتیب معادله‌ی حاکم به صورت زیر تبدیل می‌شود (مورگان، ۱۹۹۸):

$$W = (P^T P)^{-1} P^T Y \quad (11)$$

شکل‌های زیر الگوی سوگنو و ساختار ANFIS منطبق با آن را نشان می‌دهد (تاناکا، ۱۹۹۸):



شکل (۱). الگوی فازی سوگنو



شکل (۲). ساختار الگوی ANFIS

- **لایه اول:** در این لایه هر گره i ، یک گره منطبق با تابع گره است:

$$O_{1,i} = \mu_{A_i(x)} \quad ; \quad \text{for } i = 1, 2, \text{ or} \quad (13)$$

$$O_{1,i} = \mu_{B_i(y)} \quad ; \quad \text{for } i = 3, 4,$$

که در آن، x یا y ورودی به گره i و A_i یا B_{i-2} اسامی متغیرهای زبانی منطبق با این گره است. به سخن دیگر، i بیانگر درجه عضویت یک مجموعه‌ی فازی $A = (A_1, A_2, B_1 \text{ or } B_2)$ و مشخص‌کننده‌ی درجه‌ی ای است که در آن ورودی مورد نظر x یا y کمیت‌سنج A را برآورده می‌سازد. در این جا تابع عضویت برای A می‌تواند هر تابع عضویت پارامتری مناسب مانند گوسین باشد:

$$\mu_{A(x)} = e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}} \quad (14)$$

که در آن c و σ مجموعه پارامترها هستند و هنگامی که مقدار این پارامترها تغییر می‌کند، مطابق آن تابع گوسین نیز تغییر می‌کند و در نتیجه شکل‌های متفاوتی برای عضویت مجموعه‌ی فازی A به نمایش در می‌آید. هم‌چنین، در این لایه پارامترها به پارامترهای فرضیه‌ی مقدم، موسومند.

- **لایه دوم:** هر گره در این لایه، یک گره ثابت به نام P می‌باشد که

خروجی آن‌ها محصول تمام سیگنال‌های ورودی است:

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i(x)} \mu_{B_i(y)} \quad , \quad i = 1, 2. \quad (15)$$

هر گره خروجی بیانگر firing strength یک قاعده می‌باشد. به طور کلی، هر عمل‌گر T-norm دیگر که فازی را ایجاد می‌کند، می‌تواند به عنوان تابع گره در این لایه به کار رود.

- **لایه سوم:** هر گره در این لایه، یک گره ثابت به نام N است و \bar{w}_i گره،

نسبت \bar{w}_i قاعده firing strength را برای تمام قاعده‌های firing strength به

صورت زیر محاسبه می‌کند:

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad , \quad i = 1, 2 \quad (16)$$

برای سادگی فرض می‌شود که خروجی‌های این لایه، firing strength های نرمال شده می‌باشند.

- لایه‌ی چهارم: هر گره i در این لایه، یک گره منطبق با تابع گره، به صورت زیر است:

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i), \quad (17)$$

که در آن \bar{w}_i یک firing strength نرمال شده از لایه‌ی سوم است و p_i ، q_i و r_i مجموعی پارامترهای این گره هستند. هم‌چنین، پارامترهای این لایه، به پارامترهای استنتاجی موسومند.

- لایه‌ی پنجم: تنها گره این لایه، یک گره ثابت به نام \sum می‌باشد که تمامی خروجی‌ها را به عنوان مجموع همه سیگنال‌های ورودی، به صورت زیر محاسبه می‌کند:

$$O_{5,i} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (18)$$

ساختار داده‌ها و معیارهای ارزیابی کارایی الگوها

در این مطالعه در تمامی الگوها قیمت خرده‌فروشی محصولات کشاورزی به عنوان تابعی از مقادیر گذشته‌ی آن الگوسازی می‌شود (چن و هم‌کاران، ۲۰۰۱). هم‌چنین، داده‌های به کار رفته در این مطالعه شامل داده‌های هفته‌ای قیمت خرده‌فروشی برنج، گوشت مرغ، تخم‌مرغ و گوشت گوسفند مربوط به دوره‌ی ۱۳۸۱/۱/۱ تا ۱۳۸۷/۳/۳۱ بوده که از فروشگاه رفاه کل کشور و پایگاه اینترنتی شرکت پیشتیبانی امور دام گردآوری شد.

افزون بر این، گرچه اجماع کلی در مورد چه‌گونگی تقسیم داده‌ها در الگوهای عصبی-مصنوعی وجود ندارد، اما تمامی مطالعات بخش عمده‌ی داده‌ها (به‌طور معمول ۷۰٪، ۸۰٪ یا ۹۰٪) را به آموزش^۱ و باقی‌مانده‌ی داده‌ها را به آزمون^۲ الگوها اختصاص می‌دهند (هاوفی و

1-Train

2-Test

هم کاران، ۲۰۰۷). در این مطالعه در تمامی افق‌ها، دوره‌ی ۱۳۸۵/۵/۱ - ۱۳۸۱/۱/۱ (۷۰٪ داده‌ها) به آموزش الگوی ANFIS و تصریح الگوی ARIMA، و دوره‌ی ۱۳۸۷/۴/۱ - ۱۳۸۵/۵/۱ (۳۰٪ داده‌ها) به آزمون خروجی الگوی ANFIS و پیش‌بینی‌های خارج از نمونه^۱ الگوی ARIMA اختصاص داده می‌شود.

هم‌چنین، به منظور مقایسه‌ی کارایی الگوهای پیش‌بینی، از معیارهای ارزیابی الگوها استفاده می‌شود که نام و فرمول برخی از مهم‌ترین آنها در جدول (۱) آورده شده است:

جدول (۱). مهم‌ترین معیارهای ارزیابی کارایی الگوها

فرمول	معیار
$R^2 = 1 - \frac{\sum (\hat{y}_t - y_t)^2}{\sum \hat{y}_t^2}$	مجذور ضریب تعیین
$MAD = \frac{\sum \hat{y}_t - y_t }{n}$	میانگین قدر مطلق انحرافات
$MSE = \frac{\sum (\hat{y}_t - y_t)^2}{n}$	میانگین مربع خطا
$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (\hat{y}_t - y_t)^2}{n}}$	ریشه میانگین مربع خطا
$MAPE = \frac{\sum \frac{ \hat{y}_t - y_t }{y_t}}{n}$	میانگین قدر مطلق درصد خطا

در روابط بالا y_t ، \hat{y}_t و n به ترتیب مقدار هدف (مشاهده‌ی واقعی)، مقدار خروجی الگو و تعداد مشاهده‌ها است. واضح است که به‌ترین مقدار برای معیار R^2 نزدیک ۱ و برای سایر معیارها نزدیک صفر است. هم‌چنین، در این مطالعه از معیارهای R^2 ، MAD و $RMSE$ استفاده می‌شود.

نتایج و بحث

الف) بررسی کارایی الگوی ARIMA در پیش‌بینی قیمت خرده‌فروشی محصولات کشاورزی

به منظور بررسی کارایی الگوی ARIMA در پیش‌بینی سری‌های زمانی یاد شده، نخست ایستایی سری‌های زمانی با آزمون ریشه واحد دیکی فولر تعمیم‌یافته و به‌کارگیری معیار شوارتز بیزین بررسی شد. جدول زیر خلاصه‌ای از نتایج این آزمون را نشان می‌دهد:

جدول (۲). آزمون ریشه واحد بر روی سری زمانی قیمت خرده‌فروشی محصولات کشاورزی

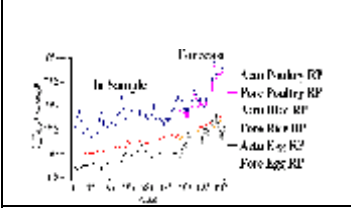
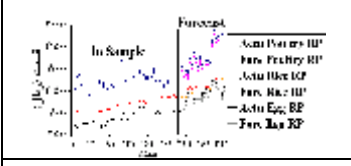
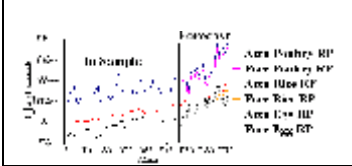
تخم مرغ			گوشت مرغ			برنج		
مرتبۀ تفاضل	آماره‌ی t	شوارتز بیزین	مرتبۀ تفاضل	آماره‌ی t	شوارتز بیزین	مرتبۀ تفاضل	آماره‌ی t	شوارتز بیزین
DF	۶/۱۴	۷۱۳۵/۱	DF	۶/۲۱	۶۸۱۳/۱	DF	۶/۶۵	۶۴۲۳/۲
ADF(1)	۶/۲۵	۷۱۴۲/۹	ADF(1)	۶/۳۱	۶۸۷۳/۸	ADF(1)	۶/۷۱	۶۴۵۹/۹
ADF(2)	۶/۲۶	۷۱۱۴/۶	ADF(2)	۶/۴۱	۶۸۱۶/۳	ADF(2)	۶/۱۱	۶۴۱۳/۷
ADF(3)	۶/۰۸	۷۱۲۲/۳	ADF(3)	۶/۳۵	۶۸۴۲/۵	ADF(3)	۶/۱۲	۶۴۲۱/۳
ADF(4)	۶/۰۰	۷۱۳۳/۷	ADF(4)	۶/۲۷	۶۸۳۱/۴	ADF(4)	۶/۵۳	۶۴۱۱/۶
مقدار بحرانی آماره‌ی دیکی فولر تعمیم‌یافته در سطح ۹۵٪ = ۴/۵۲			مقدار بحرانی آماره‌ی دیکی فولر تعمیم‌یافته در سطح ۹۵٪ = ۴/۵۲			مقدار بحرانی آماره‌ی دیکی فولر تعمیم‌یافته در سطح ۹۵٪ = ۴/۵۲		

ماخذ: یافته‌های تحقیق

جدول (۲) نشان می‌دهد که درجه‌ی هم‌جمعی (d) برای سری‌های زمانی مورد بررسی برابر یک می‌باشد. زیرا بیشینه مقدار شوارتز بیزین در تفاضل مرتبه یک به دست آمده و قدرمطلق آماره‌ی t محاسباتی بزرگ‌تر از مقدار بحرانی دیکی فولر تعمیم‌یافته می‌باشد. سپس، برای تصریح الگو برای افق‌های ۱، ۲ و ۴ هفته‌ی آتی، درجه‌ی خودبرازشی (p) به ترتیب برابر ۱، ۲ و ۴ در نظر گرفته شده و برای هر یک از افق‌های زمانی، الگوهایی با درجه فرآیند MA برابر ۱، ۲ و ۳ تخمین و از الگوی دارای بیش‌ترین مقدار شوارتز-بیزین برای تعیین درجه‌ی

میانگین متحرک (q) استفاده شد. سپس ساختار تعیین شده در انجام پیش‌بینی‌های خارج از نمونه به کار رفته و سرانجام این پیش‌بینی‌ها با داده‌های واقعی مقایسه شد. جدول (۳) خلاصه‌ای از این نتایج را نشان می‌دهد:

جدول (۳). کارایی الگوی ARIMA در پیش‌بینی قیمت خرده‌فروشی محصولات کشاورزی

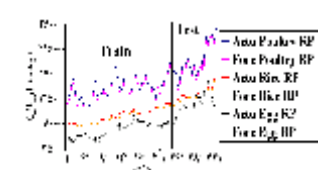
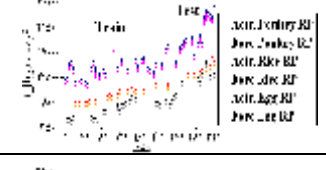
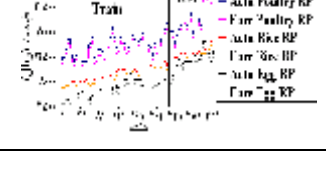
	یک هفته‌ی آتی								
	RMSE			MAD			R ²		
	تخم مرغ	گوشت مرغ	برنج	تخم مرغ	گوشت مرغ	برنج	تخم مرغ	گوشت مرغ	برنج
	۰.۰۱۸	۰.۰۲۲	۰.۰۳۲	۰.۰۱۶	۰.۰۱۸	۰.۰۲۸	۰.۹۵۳	۰.۹۴۷	۰.۹۳۲
	دو هفته‌ی آتی								
	RMSE			MAD			R ²		
	تخم مرغ	گوشت مرغ	برنج	تخم مرغ	گوشت مرغ	برنج	تخم مرغ	گوشت مرغ	برنج
	۰.۰۱۸	۰.۰۲۳	۰.۰۳۳	۰.۰۱۷	۰.۰۲۰	۰.۰۳۰	۰.۹۴۹	۰.۹۴۳	۰.۹۲۸
	چهار هفته‌ی آتی								
	RMSE			MAD			R ²		
	تخم مرغ	گوشت مرغ	برنج	تخم مرغ	گوشت مرغ	برنج	تخم مرغ	گوشت مرغ	برنج
	۰.۰۱۹	۰.۰۲۳	۰.۰۳۳	۰.۰۱۷	۰.۰۲۰	۰.۰۳۰	۰.۹۴۷	۰.۹۴۱	۰.۹۲۶

ماخذ: یافته‌های تحقیق

سمت چپ جدول بالا مقایسه‌ی مقادیر واقعی با پیش‌بینی شده را برای هر یک از محصولات و افق‌های زمانی مورد نظر نمایش می‌دهد (محور عمودی قیمت و محور افقی هفته‌ها). هم‌چنین، سمت راست جدول بیانگر مقادیر معیارهای ارزیابی برای افق‌های زمانی ۱، ۲ و ۴ هفته‌ی آتی پیش‌بینی قیمت محصولات یاد شده است. R² بیش‌تر، و RMSE و MAD کم‌تر، بیانگر کاراتر بودن یک الگو می‌باشد. بنابراین جدول بالا نشان می‌دهد که این الگو در پیش‌بینی قیمت تخم مرغ و برنج، به ترتیب بیش‌ترین و کم‌ترین کارایی را دارد.

ب) بررسی کارایی الگوی ANFIS در پیش‌بینی قیمت خرده‌فروشی محصولات کشاورزی به منظور بررسی کارایی این الگو در پیش‌بینی قیمت محصولات یاد شده برای افق‌های ۱، ۲ و ۴ هفته‌ای آتی، به ترتیب از وقفه‌های ۱، ۲ و ۴ استفاده شد. سپس، ۷۰٪ داده‌ها به آموزش داده‌های واقعی و ۳۰٪ باقی‌مانده به آزمون داده‌های خروجی اختصاص داده شد. از الگوریتم آموزشی هیبریدی برای تعیین پارامترهای تابع عضویت سیستم‌های استنتاج فازی از نوع سوگنوی یک خروجی استفاده شد. هم‌چنین، به منظور آموزش پارامترهای تابع عضویت سیستم استنتاج فازی مجموعه‌ی مفروض داده‌های ورودی خروجی، ترکیب روش‌های حداقل (کمینه) مربعات و شیب نزولی انتشار برگشتی به کار گرفته و الگوهای مختلفی با توابع عضویت gauss2 و gauss، تعداد تابع عضویت (۲، ۳ و ۴) و ۱۰۰ تکرار طراحی شد. سرانجام با استفاده از معیارهای ارزیابی، داده‌های خروجی بخش آزمون هر الگو با داده‌های واقعی مقایسه شد (چون برای آموزش الگو از داده‌های بخش آموزش استفاده می‌شود، همواره داده‌های خروجی بخش آموزش از مطابقت بیش‌تری با داده‌های واقعی برخوردارند). جدول (۴) خلاصه‌ای از این نتایج را نشان می‌دهد:

جدول (۴). کارایی الگوی ANFIS در پیش‌بینی قیمت خرده‌فروشی محصولات کشاورزی

		یک هفته‌ی آتی								
		RMSE			MAD			R ²		
تخم مرغ	گوشت مرغ	برنج	تخم مرغ	گوشت مرغ	برنج	تخم مرغ	گوشت مرغ	برنج	تخم مرغ	گوشت مرغ
۰/۰۰۴	۰/۰۰۲	۰/۰۰۴	۰/۰۰۳	۰/۰۰۲	۰/۰۰۴	۰/۹۹۹	۰/۹۹۹	۰/۹۹۱		
		دو هفته‌ی آتی								
		RMSE			MAD			R ²		
تخم مرغ	گوشت مرغ	برنج	تخم مرغ	گوشت مرغ	برنج	تخم مرغ	گوشت مرغ	برنج	تخم مرغ	گوشت مرغ
۰/۰۰۳	۰/۰۰۴	۰/۰۰۶	۰/۰۰۳	۰/۰۰۴	۰/۰۰۶	۰/۹۹۹	۰/۹۹۹	۰/۹۹۹		
		چهار هفته‌ی آتی								
		RMSE			MAD			R ²		
تخم مرغ	گوشت مرغ	برنج	تخم مرغ	گوشت مرغ	برنج	تخم مرغ	گوشت مرغ	برنج	تخم مرغ	گوشت مرغ
۰/۰۰۳	۰/۰۰۴	۰/۰۰۲	۰/۰۰۳	۰/۰۰۲	۰/۰۰۲	۰/۹۹۹	۰/۹۹۹	۰/۹۹		

ماخذ: یافته‌های تحقیق

سمت چپ جدول بالا مقایسه‌ی مقادیر واقعی با پیش‌بینی شده‌ی مربوط به به‌ترین ساختار الگوی ANFIS را برای هر یک از محصولات و افق‌های زمانی مورد نظر نمایش می‌دهد (محور عمودی قیمت و محور افقی هفته‌ها). هم‌چنین، سمت راست جدول بیانگر مقادیر معیارهای ارزیابی مربوط به داده‌های آزمون به‌ترین ساختار، برای افق‌های زمانی ۱، ۲ و ۴ هفته‌ی آتی پیش‌بینی قیمت محصولات یاد شده است. جدول بالا نشان می‌دهد که با توجه به معیارهای ارزیابی الگوها، این الگو در پیش‌بینی قیمت گوشت مرغ و برنج، به ترتیب بیش‌ترین و کم‌ترین کارایی را دارد.

ج) مقایسه‌ی کارایی الگوهای ANFIS و ARIMA در پیش‌بینی قیمت محصولات کشاورزی

به منظور مقایسه‌ی کارایی الگوهای گفته شده در پیش‌بینی سری زمانی قیمت خرده‌فروشی محصولات کشاورزی مورد بررسی، کمیت مربوط به معیارهای ارزیابی داده‌های آزمون ساختار ANFIS، بر کمیت مربوط به معیارهای ارزیابی ساختار ARIMA در هر افق زمانی، تقسیم شد. جدول (۵) خلاصه‌ای از این نتایج را نشان می‌دهد:

جدول (۵). مقایسه‌ی کارایی الگوهای ANFIS و ARIMA در پیش‌بینی قیمت محصولات کشاورزی

ANFIS/ARIMA									افق زمانی
RMSE			MAD			R ²			
گوشت	برنج	تخم‌مرغ	گوشت	برنج	تخم‌مرغ	گوشت	برنج	تخم‌مرغ	
۰/۲۲۲	۰/۰۹۱	۰/۱۲۵	۰/۱۸۸	۰/۱۱۱	۰/۱۴۳	۱/۰۴۸	۱/۰۵۵	۱/۰۶۳	۱ هفته‌ی آتی
۰/۱۶۷	۰/۱۷۴	۰/۱۸۲	۰/۱۷۶	۰/۲	۰/۲	۱/۰۵۳	۱/۰۵۹	۱/۰۷۷	۲ هفته‌ی آتی
۰/۱۵۸	۰/۱۷۴	۰/۰۶۱	۰/۱۷۶	۰/۱	۰/۰۶۷	۱/۰۵۵	۱/۰۶۲	۱/۰۶۹	۴ هفته‌ی آتی

ماخذ: یافته‌های تحقیق

شرط لازم برای کارا تر بودن یک الگو نسبت به الگوی دیگر، بزرگ‌تر از یک بودن کمیت حاصل از تقسیم R² و کوچک‌تر از یک بودن عدد حاصل از تقسیم MAD و RMSE یک

الگو بر الگوی دیگر است. جدول بالا نشان می‌دهد که برای هر یک از محصولات و افق‌های زمانی مورد بررسی، عدد به دست آمده از تقسیم MAD و RMSE الگوی ANFIS بر الگوی ARIMA کوچک‌تر از یک و عدد به دست آمده از تقسیم R^2 الگوی ANFIS بر ARIMA بزرگ‌تر از یک است. بنابراین الگوی ANFIS برای پیش‌بینی قیمت خرده‌فروشی محصولات کشاورزی مورد بررسی و در تمامی افق‌های زمانی مورد نظر بر الگوی ARIMA برتری دارد.

نتیجه‌گیری و پیشنهادات

به تازگی به خوبی اثبات شده که بسیاری از مشاهده‌های سری‌های زمانی اقتصادی، غیرخطی هستند. پس، در این مطالعه کارایی الگوی جدید استنتاجی تطبیقی عصبی-فازی (ANFIS) در پیش‌بینی سه افق زمانی ۱، ۲ و ۴ هفته‌ای آتی قیمت خرده‌فروشی برنج، گوشت مرغ و تخم‌مرغ با الگوی ARIMA- به عنوان رایج‌ترین روش خطی پیش‌بینی در اقتصادسنجی مقایسه شد. برای این منظور از داده‌های هفته‌ای گردآوری شده از شرکت پشتیبانی امور دام و فروشگاه رفاه کل کشور (مربوط به دوره‌ی ۱/۴/۱۳۸۷ تا ۱/۱/۱۳۸۱) و معیارهای ارزیابی کارایی الگوها از جمله R^2 ، MAD و RMSE استفاده شد. نتایج ارزیابی کارایی الگوها نشان داد که الگوی غیرخطی ANFIS برای پیش‌بینی محصولات کشاورزی مورد بررسی و در تمامی افق‌های مورد نظر، از کارایی بیش‌تری در مقایسه با الگوی خطی ARIMA برخوردار است.

هم‌چنین، از آن‌جا که بخش کشاورزی به لحاظ تامین امنیت غذایی از اهمیت خاصی برخوردار است، پیش‌بینی صحیح قیمت در بازار محصولات کشاورزی، تاثیرات مهمی در سیاست‌گذاری و برنامه‌ریزی‌های اقتصادی این بخش دارد و می‌تواند سیاست‌گذاران و برنامه‌ریزان این بخش را برای برنامه‌ریزی، رویارویی با شرایط آتی و گرفتن تصمیم‌های مناسب یاری رساند. بنابراین پیش‌نهاد می‌شود محققان و دست‌اندرکاران این بخش، مطالعات بیش‌تری را به پیش‌بینی قیمت محصولات کشاورزی به منظور تنظیم بازار اختصاص دهند. افزون بر این، برخلاف بسیاری از بازارهای مهم که از زوایای مختلف توسط محققان مورد

بررسی قرار گرفته‌اند، بازار محصولات کشاورزی از عرصه‌ی تحقیقات و علوم نوین پیش‌بینی به دور مانده است به گونه‌ای که همان تعداد معدود مطالعات انجام شده نیز بیش‌تر بر پایه‌ی روش‌های اقتصادسنجی استوار است. پس همان‌طور که این مطالعه کارایی بیش‌تر الگوهای نوین را در مقایسه با الگوهای اقتصادسنجی نشان می‌دهد، پیش‌نهاد می‌شود محققان این بخش مطالعات بیش‌تری را به منظور بسط روش‌های نوین، اختصاص دهند.

منابع

فهیمی‌فرد، س. م. (۱۳۸۷). مقایسه‌ی کارایی الگوهای عصبی-مصنوعی و خودرگرسیون در پیش‌بینی قیمت محصولات کشاورزی ایران. پایان‌نامه‌ی کارشناسی ارشد گروه اقتصاد کشاورزی، دانشگاه زابل.

کهزادی، ن. و ابوالحسنی، ل. (۱۳۷۹). مقایسه‌ی پیش‌بینی قیمت سهام کارخانه‌ی شهد ایران با استفاده از شبکه‌ی عصبی مصنوعی و سری زمانی تک متغیره. مجموعه مقالات سومین کنفرانس اقتصاد کشاورزی ایران، دانشگاه فردوسی مشهد، ۸۶۵-۸۸۶.

نجفی، ب. و طرازکار، م. (۱۳۸۵). پیش‌بینی میزان صادرات پسته‌ی ایران: کاربرد شبکه‌ی عصبی. پژوهش‌نامه‌ی بازرگانی، ۳۹: ۴۱۴-۱۹۱.

Box, G.E.P. and Jenkins, G.M. (1970). Time series analysis: Forecasting and control, San Francisco: Holden-Day.

Chen, X., Racine, J. and Swanson, R. N. (2001). Semiparametric ARX Neural Network Models with an Application to Forecasting Inflation. *Neural Networks*, 12(4): 674-683.

Fahimifard, S. M., Salarpour, M., Sabouhi, M. and Shirzady, S. (2009). Application of ANFIS to Agricultural Economic Variables Forecasting (Case Study: Poultry Retail Price). *Journal of Artificial Intelligence*, 2(2): 65-72.

Haoffi, Z., Guoping, X., Fagting, Y. and Han, Y. (2007). A Neural Network Model Based on the Multi-Stage Optimization Approach for Short-Term Food Price Forecasting in China. *Expert Systems with Applications*, 33: 347-356.

Haykin, S. (1994). *Neural Networks: a Comprehensive Foundation*. Macmillan, New York.

Iran State Livestock Affairs Logistics website: www.IranSLAL.com

- Kohzadi, N., Boyd, M. S., Kaastra, I., Kermanshahi, B. S. and Scuse, D. (1995). Neural networks for forecasting: An Introduction. *Canadian Journal of Agricultural Economics*, 43: 463-474.
- Kalogirou, S. A. (2003). Artificial intelligence for the modeling and control of combustion processes: a review. *Progress in Energy and Combustion Science*, 29: 515-566.
- Morgan, G. C. (1998). Fuzzy logic, Routledge Encyclopedia of Philosophy, 3, first edition, Craig, E. Routledge, London.
- Racine, J. S. (2001). On The Nonlinear Predictability of Stock Returns Using Financial and Economic Variables, forthcoming. *Journal of Business and Economic Statistics*, 19(3): 80-382.
- Tanaka, K. (1998). An Introduction to fuzzy logic for practical applications, Prantice-Hall International Editions.
- Young, V. R. (1996). Insurance rate changing: a fuzzy logic approach. *Journal of Risk and Insurance*, 63: 461-483.