

## رگرسیون ريج با رویکرد امکانی برای متغیرهای ورودی-خروجی فازی

محمد رضا ربیعی<sup>۱</sup>، منصوره مقدس<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup> استادیار گروه آمار، دانشکده علوم ریاضی، دانشگاه صنعتی شاهرود

<sup>۲</sup> کارشناس ارشد آمار اقتصادی و اجتماعی، دانشگاه فردوسی مشهد

چکیده: پارامترهای مدل‌های رگرسیون فازی به طوری معمول به کمک مسائل بهینه‌سازی برآورد می‌گردند. در این مسائل عموماً فاصله بین پاسخ مشاهده‌شده و برآورد متناظر آن‌ها با شرایط خاصی مینیمم می‌گردد. در رگرسیون فازی نیز همانند رگرسیون معمولی وجود همخطی در بین متغیرهای پیشگو می‌تواند از کارایی مدل به دست آمده کم کند. از این رو لازم است به روش‌هایی مانند رگرسیون ريج روی آورد. در این مقاله یک مدل رگرسیون ريج فازی با متغیرهای پیشگو و پاسخ فازی و ضرایب دقیق پیشنهاد می‌کنیم.

واژه‌های کلیدی: رگرسیون چندمتغیره فازی، رگرسیون ريج، همخطی، مسئله بهینه‌سازی.

کد موضوع بندی ریاضی (۲۰۱۰): 62A86، 62J07.

### ۱ مقدمه

بررسی رابطه بین یک متغیر وابسته و یک یا چند متغیر مستقل مورد توجه بسیاری از محققین می‌باشد تا بتوانند با استفاده از این رابطه به توصیف و پیش بینی متغیر وابسته بپردازند، از این رابطه در آمار با عنوان رگرسیون نام برده می‌شود. حال اگر متغیرها و یا رابطه بین آن‌ها اعداد میهمی باشند محیطی که در آن به دنبال رابطه رگرسیونی بین آن‌ها هستیم یک محیط فازی بوده و در نتیجه یک تحلیل رگرسیون فازی خواهیم داشت. در حقیقت رگرسیون فازی یک روش قدرتمند برای تحلیل پدیده‌ها در محیط فازی است. رگرسیون فازی اولین بار توسط **تاناکا و همکاران (۱۹۸۲)** معرفی شد و پس از آن توسط بسیاری از محققان اصلاح و گسترش یافت.

<sup>۱</sup>محمد رضا ربیعی : Rabie1354@yahoo.com

مدل‌های رگرسیونی در حوزه‌های کاربردی وسیعی مورد استفاده قرار می‌گیرد. یک مسئله جدی که می‌تواند استفاده از مدل رگرسیونی را با اشکال مواجه کند، همخطی یا وابستگی خطی نزدیک بین متغیرهای رگرسیونی است. وجود همخطی توانایی برآورد ضرایب مدل رگرسیون را با مشکل روبرو می‌کند. بنابراین لازم است روش‌هایی معرفی گردد که با وجود همخطی در بین متغیرهای پیشگو، بتواند همچنان مدل رگرسیون کارایی لازم را داشته باشد. برای این منظور، روش‌هایی مانند رگرسیون ریج معرفی شده است. وجود همخطی در رگرسیون فازی نیز می‌تواند در دسر ساز باشد از این رو محققان به معرفی روش‌های رگرسیون ریج فازی روی آوردند. **دونوسو و همکاران (۲۰۰۷)** یک روش رگرسیون فازی بر پایه رگرسیون ریج پیشنهاد کردند که به مقابله با مشکل همخطی در محیط فازی پرداخت. در مدل رگرسیون آن‌ها متغیرهای پیشگو (ورودی) دقیق و متغیرهای پاسخ (خروجی) و پارامترهای مدل فازی در نظر گرفته شده است، اما باید توجه داشت، گاهی متغیرهای پیشگو مبهم بوده و لازم است از مدل رگرسیون با متغیر پیشگوی فازی استفاده شود.

ما در این مقاله، یک روش رگرسیون ریج فازی برای حالت متغیرهای پیشگو و پاسخ فازی متقارن و پارامترهای دقیق ارائه می‌کنیم. این مقاله متشکل از بخش‌های زیر است: در بخش بعد به بیان یک سری تعاریف و قضایای به کاربرده در مقاله می‌پردازیم. بخش ۳ مقدماتی درباره مدل رگرسیون ریج بیان می‌گردد. بخش ۴ مدل رگرسیون ریج فازی با متغیرهای پیشگو و پاسخ فازی متقارن و ضرایب دقیق معرفی شده و یک مثال عددی ارائه می‌شود. بخش آخر نیز به نتیجه‌گیری اختصاص دارد.

## ۲ تعاریف و قضایا

در این بخش به ارائه تعاریف و قضایای مورد نیاز می‌پردازیم که از مرجع **دوبوا و پراد (۱۹۸۰)** گرفته شده است.

**تعریف ۱.۲.** تابع عضویت عدد فازی مثلثی  $\tilde{A} = (a, c_L, c_R)$  به صورت زیر است:

$$\mu_{\tilde{A}}(x) = \begin{cases} 1 - \left(\frac{a-x}{c_L}\right) & a - c_L \leq x \leq a \\ 1 - \left(\frac{x-a}{c_R}\right) & a < x \leq a + c_R \\ 0 & o.w \end{cases}$$

که در آن  $a$  مرکز عدد فازی و  $c_L$  و  $c_R$  به ترتیب پهنای چپ و راست عدد فازی است. مجموعه اعداد فازی مثلثی را با  $T(\mathbb{R})$  نشان می‌دهیم. در صورتی که  $c_L = c_R$ ، عدد فازی مثلثی متقارن نامیده می‌شود و با نماد  $\tilde{A} = (a, c)_T$  نشان داده می‌شود.

**قضیه ۲.۲.** فرض کنید  $\tilde{A}_1 = (a_1, c_{L1}, c_{R1})_T$  و  $\tilde{A}_2 = (a_2, c_{L2}, c_{R2})_T$  اعداد فازی مثلثی و  $k$  یک عدد حقیقی باشد. در این صورت داریم:

$$\tilde{A}_1 + \tilde{A}_2 = (a_1 + a_2, c_{L1} + c_{L2}, c_{R1} + c_{R2})_T$$

$$k\tilde{A}_1 = \begin{cases} (ka_1, kc_{L1}, kc_{R1})_T & k \geq 0 \\ (ka_1, -kc_{R1}, -kc_{L1})_T & k < 0 \end{cases}$$

### ۳ رگرسیون ريج

در فضای رگرسیون احتمالی با حضور همخطی، دترمینان ماتریس  $X'X$  به سمت صفر میل می‌کند و این امر باعث نامطلوب شدن پارامترهای برآورد شده می‌گردد. وجود چندهمخطی آثار جدی متعددی بر برآوردهای حداقل مربعات ضرایب رگرسیونی دارد. به عنوان مثال فرض کنید فقط دو متغیر رگرسیونی  $X_1$  و  $X_2$  وجود داشته باشند. با این فرض که  $X_1$  و  $X_2$  و  $Y$  به طول واحد مقیاس-سازی شده باشند، مدل را به صورت

$$Y = \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \epsilon$$

در نظر می‌گیریم و معادلات حداقل مربعات نرمال عبارتند از:

$$(X'X)\hat{\beta} = X'Y$$

یا

$$\begin{pmatrix} 1 & r_{12} \\ r_{12} & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \hat{\beta}_1 \\ \hat{\beta}_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} r_{1y} \\ r_{2y} \end{pmatrix}$$

که در آن  $r_{12}$  ضریب همبستگی پیرسن بین  $X_1$  و  $X_2$  و برای هر  $j = 1, 2$ ،  $r_{jy}$  ضریب همبستگی پیرسن بین  $X_j$  و  $Y$  می‌باشد. معکوس ماتریس  $X'X$  عبارتست از:

$$C = (X'X)^{-1} = \begin{pmatrix} \frac{1}{1-r_{12}^2} & \frac{-r_{12}}{1-r_{12}^2} \\ \frac{-r_{12}}{1-r_{12}^2} & \frac{1}{1-r_{12}^2} \end{pmatrix} \quad (1.3)$$

و برآوردگرهای ضرایب رگرسیونی عبارتند از:

$$\hat{\beta}_1 = \frac{r_{1y} - r_{12}r_{2y}}{1 - r_{12}^2}, \quad \hat{\beta}_2 = \frac{r_{2y} - r_{12}r_{1y}}{1 - r_{12}^2}$$

اگر بین  $X_1$  و  $X_2$  همخطی شدید موجود باشد، در این صورت ضریب همبستگی بزرگ خواهد بود و با توجه به رابطه (۱.۳) اگر  $1 \rightarrow |r_{12}|$  آنگاه داریم:

$$V(\hat{\beta}_j) = \frac{1}{1 - r_{12}^2} \times \sigma^2 \rightarrow \infty$$

بیسته به اینکه  $1 \rightarrow r_{12}$  یا  $-1 \rightarrow r_{12}$  خواهیم داشت:

$$Cov(\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2) = \frac{-r_{12}}{1 - r_{12}^2} \times \sigma^2 \rightarrow \pm \infty$$

بنابراین همخطی زیاد بین  $X_1$  و  $X_2$  منجر به واریانس‌ها و کواریانس‌های بزرگ برای برآوردگرهای حداقل مربعات ضرایب رگرسیونی خواهد شد. وقتی که بیش از دو متغیر رگرسیونی وجود داشته باشد، همخطی اثرات مشابهی ایجاد می‌کند. همخطی همچنین به ایجاد برآوردهای حداقل مربعات  $\hat{\beta}_j$  که از نظر قدرمطلق خیلی بزرگ می‌باشند، منجر خواهد شد. (رجوع شود به **دراپر و اسمیت (۱۹۸۱)**) یکی از روش‌های مقابله با مشکل همخطی، رگرسیون ريج است. در رگرسیون ريج به ماتریس  $X'X$  یک پارامتر  $\lambda$  اضافه می‌شود، به عبارت دیگر ماتریس  $(X'X - \lambda I)$  جانشین ماتریس  $X'X$  می‌گردد، در نتیجه به منظور برآورد پارامترها رابطه زیر به دست می‌آید:

$$\hat{\beta} = (X'X - \lambda I)^{-1} X'Y$$

هر چه  $\lambda$  بیشتر باشد واریانس پارامترها کمتر اما اریبی آن‌ها بیشتر می‌گردد. هدف مقدار کوچک قابل قبول از  $\lambda$  است که در آن برآورد ريج پایدار شود. مقدار  $\lambda$  معمولاً توسط محقق تعیین می‌گردد و معمولاً عددی بین صفر و یک است. اگرچه در روش رگرسیون ريج،

ضرایب برآوردشده نسبتاً اربب می‌باشند، ولی در مقایسه با برآوردهای کمترین مربعات، خطای کوچکتر و پایداری بیشتری دارند. در واقع برآورد ریبج یک تبدیل خطی از برآورد حداقل مربعات است.

#### ۴ مدل رگرسیون ریبج فازی پیشنهادی

دونوسو و همکاران (۲۰۰۷) با تعمیم روش هاستی و همکاران (۲۰۰۵) در محیط فازی توانستند یک مسئله مینیمم‌سازی برای برآورد پارامترهای مدل رگرسیون ریبج ارائه دهند. روش آن‌ها زمانی که متغیرهای پیشگو، دقیق و متغیر پاسخ، فازی فرض هستند قابل استفاده است. اما زمانی که متغیرهای پیشگو دارای ابهام باشند، روش آن‌ها کارایی خود را از دست می‌دهد. از این رو باید به مدل‌هایی روی آورد که علاوه بر فازی بودن متغیر پاسخ، متغیرهای پیشگو نیز فازی در نظر گرفته شوند. در ادامه سعی کردیم با ارائه روشی جدید مشکل این گونه مدل‌ها را برطرف کنیم.

مدل رگرسیون زیر را در نظر بگیرید:

$$\tilde{Y} = A_0 + A_1 \tilde{X}_1 + \dots + A_p \tilde{X}_p \quad (1.4)$$

به طوری که برای هر  $j = 1, 2, \dots, p$  و  $i = 1, 2, \dots, n$  مقادیر  $\tilde{X}_{ij} = (x_{ij}, c_{x_{ij}})_T$  متغیرهای پیشگو،  $\tilde{Y}_i = (y_i, c_{y_i})_T$  متغیر پاسخ فازی متقارن و  $A_j$  پارامترهای مدل رگرسیونی هستند. ضرب بین پارامترهای دقیق مدل و متغیرهای پیشگوی فازی زمانی که اعداد مثلثی فازی باشند با استفاده از قضیه ۲.۲ قابل تعریف است. بنابراین مدل رگرسیون (۱.۴) به صورت زیر بازنویسی می‌شود:

$$\begin{aligned} \tilde{Y}_i &= A_0 + A_1 \tilde{X}_1 + \dots + A_p \tilde{X}_p \\ &= \left( A_0 + \sum_{j=1}^p A_j x_{ij}, \sum_{j=1}^p |A_j| c_{x_{ij}} \right) \end{aligned} \quad (2.4)$$

حال با توجه به مدل رگرسیون (۲.۴) و تعمیم روش دونوسو و همکاران (۲۰۰۷) برای حالت متغیرهای پیشگو و پاسخ فازی و ضرایب دقیق، تابع هدف به صورت زیر خواهد بود:

$$\begin{aligned} &k_1 \sum_{i=1}^n (y_i - (A_0 + \sum_{j=1}^p A_j x_{ij}))^2 + k_2 \left( \sum_{i=1}^n (y_i - c_{y_i} - (A_0 + \sum_{j=1}^p A_j x_{ij} - \sum_{j=1}^p |A_j| c_{x_{ij}}))^2 \right. \\ &\left. + \sum_{i=1}^n (y_i + c_{y_i} - (A_0 + \sum_{j=1}^p A_j x_{ij} + \sum_{j=1}^p |A_j| c_{x_{ij}}))^2 \right) + \lambda (A_0^2 + \sum_{j=1}^p A_j^2) \end{aligned} \quad (3.4)$$

که در آن  $k_1$  و  $k_2$  اعداد حقیقی بین صفر و یک هستند که توسط محقق تعیین می‌شوند. در صورتی که  $k_1 > k_2$  اهمیت مرکز بیشتر از پهناهای پاسخ‌ها در نظر گرفته می‌شود و اگر  $k_1 < k_2$  پهناهای پاسخ‌ها از اهمیت بیشتری برخوردار می‌گردد. همچنین در صورتی که  $k_1 = k_2$ ، اهمیت مرکز و پهنا یکسان فرض شده است. پارامتر  $\lambda$  نیز همان پارامتر ریبج می‌باشد. با حل مسئله مینیمم‌سازی (۳.۴)، پارامترهای مدل رگرسیون (۱.۴) برآورد می‌شوند. در ادامه برای توضیح بیشتر، مدل رگرسیونی فوق را بر روی مشاهدات واقعی اجرا می‌کنیم.

### ۱.۴ معيار نيكوبي برازش

در رگرسيون فازی برای مقایسه مدل‌های رگرسيون، معيارهای نيكوبي برازش متنوعی وجود دارد. در این بخش، دو معيار رایج در ارزیابی مدل‌های رگرسيونی را بیان می‌کنیم.

**تعريف ۱.۴ (کیم و بیشو (۱۹۹۸))** فرض کنید که  $\bar{Y}_i$ ، پاسخ مشاهده شده و  $\hat{Y}_i$  پاسخ برآورد شده  $i$ ام باشد. اختلاف توابع عضویت پاسخ‌های برآورد شده مدل و مشاهدات متناظر آن‌ها را به صورت زیر تعريف می‌گردد:

$$D = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n D_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \int_{S_{\hat{Y}_i} \cup S_{\bar{Y}_i}} |\mu_{\hat{Y}_i}(y) - \mu_{\bar{Y}_i}(y)| dy,$$

به طوری که  $S_{\hat{Y}_i}$  و  $S_{\bar{Y}_i}$  به ترتیب تکیه‌گاه پاسخ‌های مشاهده شده و برآوردهای متناظر آن (طبق تعريف ۹۹) است. این معيار در واقع مساحت غیرمشترک زیر نمودار تابع عضویت پاسخ مشاهده شده و برآورد متناظر آن است. هرچه مقدار  $D$  کوچکتر باشد، مدل رگرسيون برازش داده شده به داده‌ها از کارایی بیشتری برخوردار است.

**تعريف ۲.۴ (کيلده و گین (۲۰۰۲))** فرض کنید  $\bar{Y}_i$  و  $\hat{Y}_i$ ، به ترتیب پاسخ مشاهده شده و برآورد متناظر آن است. در این صورت داریم:

$$D_{p,q}^Y = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n D_{p,q}^Y(i) \\ = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n ((1-q) \int_0^1 ([\hat{Y}_i]_{\alpha}^- - [\bar{Y}_i]_{\alpha}^-)^p d\alpha + q \int_0^1 ([\hat{Y}_i]_{\alpha}^+ - [\bar{Y}_i]_{\alpha}^+)^p d\alpha),$$

که در آن  $[\bar{Y}_i]_{\alpha}^-$  و  $[\hat{Y}_i]_{\alpha}^+$ ، به ترتیب حدود پایین و بالای  $\alpha$ -برش پاسخ‌های مشاهده شده می‌باشد و به طور مشابه برای پاسخ‌های برآورد شده نیز تعريف می‌شوند. در این معيار به طور معمول مقادیر  $p$  و  $q$ ، به ترتیب ۲ و ۰/۵ انتخاب می‌شوند.

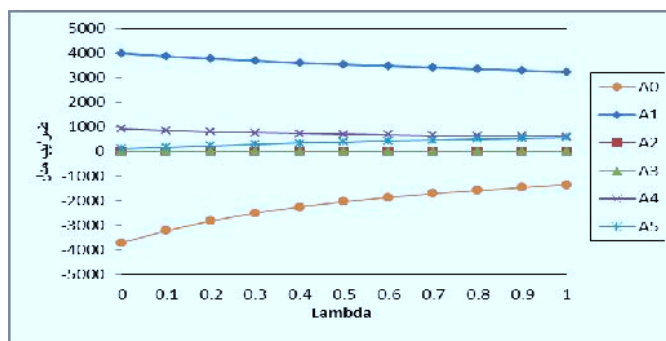
**مثال ۳.۴.** در این مثال از داده‌های **تاناکا و همکاران (۱۹۸۲)** استفاده کردیم. این داده‌ها در جدول ۱ آمده است، که در آن متغیر پاسخ، قیمت فروش خانه (۱۰۰۰ yen)، و متغیرهای پیشگو به ترتیب، کیفیت مصالح ساختمانی (به ترتیب کیفیت پایین، متوسط، بالا)، مساحت طبقه اول ( $m^2$ )، مساحت طبقه دوم ( $m^2$ )، تعداد اتاق‌ها و تعداد اتاق‌های به سبک ژاپنی می‌باشد. در ابتدا به بررسی

جدول ۱: داده‌های مقاله تاناکا و همکاران

ردیف	$\bar{Y}_i$	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$	ردیف	$\hat{Y}_i$	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$
۱	(۶۰۶۰, ۵۵۰) <sub>T</sub>	۱	۳۸,۰۹	۳۶,۴۳	۵	۱	۹	(۱۰۹۲۰, ۶۰۰) <sub>T</sub>	۲	۷۶,۱۲	۴۳,۰۶	۷	۲
۲	(۷۱۰۰, ۵۰) <sub>T</sub>	۱	۶۲,۱۰	۲۶,۵۰	۶	۱	۱۰	(۱۲۰۳۰, ۱۰۰) <sub>T</sub>	۲	۹۰,۲۶	۴۲,۶۴	۷	۲
۳	(۸۰۸۰, ۴۰۰) <sub>T</sub>	۱	۶۳,۷۶	۴۴,۷۱	۷	۱	۱۱	(۱۳۹۴۰, ۳۵۰) <sub>T</sub>	۳	۸۵,۷۰	۳۱,۳۳	۶	۳
۴	(۸۲۸۰, ۱۵۰) <sub>T</sub>	۱	۷۴,۵۲	۳۸,۰۹	۸	۱	۱۲	(۱۴۲۰۰, ۲۵۰) <sub>T</sub>	۳	۹۵,۲۷	۲۷,۶۴	۶	۳
۵	(۸۶۵۰, ۷۵۰) <sub>T</sub>	۱	۷۵,۳۸	۴۱,۴۰	۷	۲	۱۳	(۱۶۰۱۰, ۳۰۰) <sub>T</sub>	۳	۱۰۵,۹۸	۲۷,۶۴	۶	۳
۶	(۸۵۲۰, ۴۵۰) <sub>T</sub>	۲	۵۲,۹۹	۲۶,۴۹	۴	۲	۱۴	(۱۶۳۲۰, ۵۰۰) <sub>T</sub>	۳	۷۹,۲۵	۶۶,۸۱	۶	۳
۷	(۹۱۷۰, ۷۰۰) <sub>T</sub>	۲	۶۲,۹۳	۲۶,۴۹	۵	۲	۱۵	(۱۶۹۹۰, ۶۵۰) <sub>T</sub>	۳	۱۲۰,۵۰	۳۲,۲۵	۶	۳
۸	(۱۰۳۱۰, ۲۰۰) <sub>T</sub>	۲	۷۲,۰۴	۳۳,۱۲	۶	۳							

همخطی بین متغیرهای پیشگو می‌پردازیم. مقدار آماره  $VIF$  برای بررسی همخطی بین مشاهدات پیشگو به صورت  $VIF_1 = 9/50$ ،

$VIF_5 = 6/13$  و  $VIF_4 = 3/87$ ،  $VIF_3 = 1/67$ ،  $VIF_2 = 6/05$  به دست آمده است. با توجه به مقدار بیشتر از ۵ آماره  $VIF$  برای متغیرهای  $X_5$  و  $X_2$ ،  $X_1$  مشکل همخطی وجود دارد. از این رو بهتر است از روش رگرسیون ریبج برای برآورد پارامترهای مدل رگرسیون فازی استفاده شود. با توجه به این که متغیرهای پیشگو، دقیق هستند، برای دو متغیر  $X_3$  و  $X_2$  (این دو متغیر پیوسته هستند، در نتیجه امکان خطا در اندازه گیری وجود دارد. بنابراین آن‌ها را به صورت فازی در نظر می‌گیریم) پهنایی متناسب با مقدار مشاهده شده در نظر گرفته می‌شود. برای این منظور، با مشورت متخصص، به ازای هر  $i = 1, 2, \dots, n$  و  $j = 2, 3$   $S_{ij} X_{ij}$  برای پهنای مشاهده مورد نظر انتخاب شدند. به طوری که  $0 \leq S_{ij} \leq 1$  و مقادیر تصادفی باشند (تمامی مشاهدات اعداد فازی مثلثی متقارن هستند). مسئله بهینه‌سازی برای  $k_1 = k_2 = 1$  و  $\lambda$  های متفاوت از صفر تا یک با گام  $0/1$  انجام می‌گیرد، پارامترهای برآورد شده در شکل ۱ نشان داده شده است. با توجه به شکل ۱، برآوردها به طور تقریبی از  $\lambda = 0/8$  هموار شده‌اند. بنابراین مدل رگرسیون



شکل ۱: ضرایب  $\lambda$  های متفاوت

نهایی به صورت زیر است:

$$\bar{Y} = -1580/86 + 3343/37\bar{X}_1 + 8/85\bar{X}_2 + 10/80\bar{X}_3 + 633/51\bar{X}_4 + 500/97\bar{X}_5$$

برای پیش‌بینی از مدل فوق، فرض کنید بردار  $\{(1, 0)_T, (80/21, 0/50)_T, (54/84, 0/25)_T, (3, 0)_T, (1, 0)_T\}$  بردار مشاهدات متغیرهای پیشگو باشد، با جایگذاری در مدل، مقدار  $\hat{Y} = (5466/14, 7/12)_T$  برای قیمت خانه پیش‌بینی می‌شود.

مثال ۴.۴. در جدول ۲، مجموعه ای از داده‌ها مربوط به درصد تبدیل  $n$ -هپتان به استیلین و سه متغیر توضیحی نشان داده شده است. (کانوجی (۱۹۶۱))

برای این داده‌ها،  $VIF_1 = 12/225$ ،  $VIF_2 = 1/062$  و  $VIF_3 = 12/325$  محاسبه شده است. با توجه به این مقادیر، در بین داده‌ها مشکل همخطی وجود دارد، از این رو لازم است از روش‌های رگرسیون مناسب در حضور همخطی استفاده شود.

پهنای چپ و راست متغیرها مطابق مثال قبل شبیه‌سازی می‌شوند. نتیجه محاسبات در ۱۱ بار اجرای برنامه بهینه‌سازی برای  $k_1 = k_2 = 1$  و  $\lambda$  های متفاوت از صفر تا یک با گام  $0/1$  در شکل ۲ نشان داده شده است.

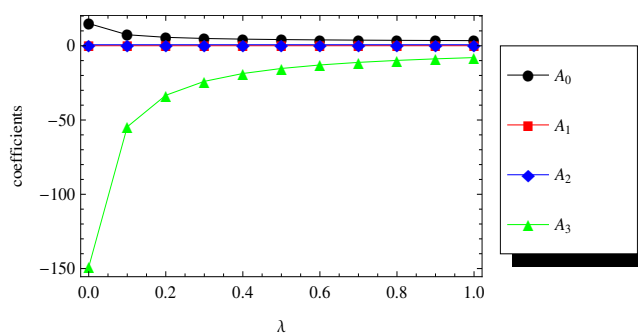
با توجه به شکل ۲، برآوردها به طور تقریبی از  $\lambda = 0/1$  هموار شده‌اند. بنابراین مدل رگرسیون نهایی به صورت زیر است:

$$\bar{Y} = 4/939 + 0/024\bar{X}_1 + 0/685\bar{X}_2 - 40/499\bar{X}_3$$

برای پیش‌بینی از مدل فوق، اگر بردار  $\{(1200, 990, 911)_T, (15, 0/705, 6/825)_T, (0/035, 0/0002, 0/0002)_T\}$  بردار مشاهدات متغیرهای پیشگو باشد، مقدار  $\hat{Y} = (42/444, 24/125, 26/432)_T$  برای تبدیل  $n$ -هپتان به استیلین پیش‌بینی

جدول ۲: داده‌های استیلین

مشاهدات	تبدیل $n$ -هپتان به استیلین	دمای راکتور ( $^{\circ}C$ )	نسبت $H_2$ به $n$ -هپتان (نسبت مولی)	زمان برخورد (ثانیه)
	$Y$	$X_1$	$X_2$	$X_3$
۱	۴۹	۱۳۰۰	۷/۵	۰/۰۱۲
۲	۵۰/۲	۱۳۰۰	۹	۰/۰۱۲
۳	۵۰/۵	۱۳۰۰	۱۱	۰/۰۱۱۵
۴	۴۸/۵	۱۳۰۰	۱۳/۵	۰/۰۱۳
۵	۴۷/۵	۱۳۰۰	۱۷	۰/۰۱۳۵
۶	۴۴/۵	۱۳۰۰	۲۳	۰/۰۱۲
۷	۲۸	۱۲۰۰	۵/۳	۰/۰۴
۸	۳۱/۵	۱۲۰۰	۷/۵	۰/۰۳۸
۹	۳۴/۵	۱۲۰۰	۱۱	۰/۰۳۲
۱۰	۳۵	۱۲۰۰	۱۳/۵	۰/۰۲۶
۱۱	۳۸	۱۲۰۰	۱۷	۰/۰۳۴
۱۲	۳۸/۵	۱۲۰۰	۲۳	۰/۰۴۱
۱۳	۱۵	۱۱۰۰	۵/۳	۰/۰۸۴
۱۴	۱۷	۱۱۰۰	۷/۵	۰/۰۹۸
۱۵	۲۰/۵	۱۱۰۰	۱۱	۰/۰۹۲
۱۶	۲۹/۵	۱۱۰۰	۱۷	۰/۰۸۶



شکل ۲: ضرایب برای  $\lambda$  های متفاوت مثال ۴.۴

می‌شود. مقادیر  $D$  و  $D_{pq}$  برای این مثال، به ترتیب برابر است با ۱۷/۲۹۸ و ۱۵۱/۰۵.

## بحث و نتیجه‌گیری

در این مقاله تلاش کردیم برای مشاهدات فازی که با مشکل همخطی روبرو هستند، مدل رگرسیون ریج فازی را برازش دهیم. برای به انجام رساندن این هدف، با تعمیم یک مدل رگرسیون ریج فازی، یک مسئله برنامه‌ریزی درجه دوم پیشنهاد گردید، به طوری که علاوه بر غلبه بر مشکل همخطی، برای متغیرهای پیشگوی فازی نیز قابل استفاده باشد.

## مراجع

- Asai H., Tanaka S. and Uegima K. (1982), Linear Regression Analysis With Fuzzy Model, *IEEE Trans. Systems Man Cybern* 12, 6, 903-907.
- Donoso, S., Nicolás M., and Vila M. A., (2007), Fuzzy ridge regression with non symmetric membership functions and quadratic models. *Intelligent Data Engineering and Automated Learning-IDEAL 2007*. Springer Berlin Heidelberg, 135-144.
- Draper N. R. and Smith H. (1981), *Applied Regression Analysis*. John Wiley & Sons, Inc, New York.
- Dubois, D., and Prade, H. (1980), Fuzzy Sets and Systems: Theory and Applications. *Mathematics in Science and Engineering*. Vol. 144.
- Gildeh B. and Gien D.A. J. (2002), A goodness of fit index to reliability analysis in fuzzy model, *3rd WSEAS International Conference on Fuzzy Sets and Fuzzy Systems. Iterlaken, Switzerland* 11-14.
- Hastie T., Tibshirani, R. Friedman, J. and Franklin, J. (2005), The elements of statistical learning: data mining, inference and prediction, *The Mathematical Intelligencer*, 27, 2, 83-85.
- Kim B. and Bishu R.R. (1998), Evaluation of fuzzy linear regression models by comparing membership functions, *Fuzzy Sets and Systems* 100, 1, 343-352.
- Kunugi T., Tamura T. and Naito T. (1961), New acetylene process uses hydrogen dilution, *Chemical Engineering Progress* 57 43-49.