



دانشگاه صنعتی اصفهان

دانشکده علوم ریاضی

رگرسیون فازی مبتنی بر L_1 نرم

پایان نامه کارشناسی ارشد (آمار اقتصادی - اجتماعی)

مریم کلکین نما

استاد راهنما

دکتر سید محمود طاهری



دانشگاه صنعتی اصفهان

دانشکده علوم ریاضی

پایان نامه کارشناسی ارشد (آمار اقتصادی - اجتماعی) (خانم مریم کلکین نما

تحت عنوان

رگرسیون فازی مبتنی بر L_1 نرم

در تاریخ توسط کمیته تخصصی زیر مورد بررسی و تصویب نهائی قرار گرفت.

دکتر سید محمود طاهری

۱- استاد راهنمای پایان نامه

سید رضا حجازی

۲- استاد مشاور پایان نامه

دکتر حمید ملکی سروستانی

۳- استاد داور ۱

(دانشگاه صنعتی شیراز)

دکتر ایرج کاظمی (دانشگاه اصفهان)

۴- استاد داور ۲

سرپرست تحصیلات تکمیلی دانشکده

کلیه حقوق مادی مترتب بر تاییج مطالعات، ابتكارات و نوآوری‌های ناشی از تحقیق موضوع این پایان‌نامه متعلق به دانشگاه صنعتی اصفهان است.

فهرست مطالب

۱	فصل اول مقدمه
۱	۱.۱ مجموعه‌های فازی
۱۱	۲.۱ رگرسیون کمترین قدر مطلق انحرافات
۱۶	۱.۲.۱ نیرومندی روش L_1 نسبت به داده‌های پرت
۲۲	۳.۱ رگرسیون فازی
۲۷	۴.۱ رگرسیون فازی مبتنی بر L_1 نرم
۲۹	فصل دوم رگرسیون L_1 فازی برای مدل با ورودی‌های دقیق و خروجی و ضرایب فازی
۲۹	۱.۲ روش چوی و باکلی
۳۴	۲.۲ رگرسیون L_1 فازی بر پایه یک متر جدید
۳۴	۱.۲.۲ معرفی یک متر جدید بر فضای اعداد فازی
۴۱	۲.۲.۲ رگرسیون L_1 فازی
۴۴	۳.۲ نیکویی برازش
۴۴	۱.۳.۲ معیار خطأ
۴۶	۲.۳.۲ اندازه مشابهت
۴۸	۳.۳.۲ معیار فاصله
۴۹	۴.۲ بررسی و ارزیابی مدل‌ها با مثال‌های عددی
۵۲	۵.۲ مثال کاربردی
۵۵	فصل سوم شناسایی داده‌های پرت و اثرگذار
۵۵	۱.۳ شناسایی داده پرت
۵۷	۲.۳ شناسایی نقاط اثرگذار

۵۹	۳.۳ مثال‌های عددی
۶۹	فصل چهارم رگرسیون L_1 فازی برای مدل با ورودی - خروجی فازی و ضرایب دقیق	
۶۹	۱.۴ روش چوی و باکلی	
۷۴	۲.۴ رگرسیون L_1 فازی بر پایه یک متر جدید	
۷۴	۱.۲.۴ مدل با ورودی‌های فازی نامتقارن	
۷۷	۲.۲.۴ مدل با ورودی‌های فازی متقارن	
۷۸	۳.۴ بررسی و ارزیابی مدل‌ها با مثال‌های عددی	
۸۲	فصل پنجم رگرسیون L_1 فازی برای مدل با ورودی - خروجی و ضرایب فازی	
۸۳	۱.۵ رگرسیون L_1 فازی با استفاده از اتحاد تجزیه	
۹۰	۲.۵ رگرسیون L_1 فازی بر پایه یک متر جدید	
۹۰	۱.۲.۵ مشاهدات فازی نامتقارن	
۹۲	۲.۲.۵ مشاهدات فازی متقارن	
۹۲	۳.۵ بررسی و ارزیابی مدل‌ها با مثال‌های عددی	
۹۸	فصل ششم رگرسیون L_1 فازی بر پایه یک متر جدید براساس عملگرهای حافظ شکل	
۹۹	۱.۶ حساب اعداد فازی مبنی بر T_w	
۱۰۰	۲.۶ رگرسیون L_1 فازی	
۱۰۳	۳.۶ بررسی و ارزیابی مدل با مثال‌های عددی	
۱۰۶	نتیجه‌گیری و پیشنهادات	
۱۰۸	پیوست (برنامه‌های کامپیوتری)	
۱۱۴	مراجع	

چکیده

رگرسیون فازی مبتنی بر کمترین قدر مطلق انحرافات مورد مطالعه و تحقیق قرار گرفته است. ابتدا متغیر بروی اعداد فازی LR تعریف می‌کنیم و سپس از آن برای به دست آوردن ضرایب مدل‌های بهینه رگرسیون فازی استفاده می‌نماییم. اساس روش پیشنهادی بدین صورت است که مجموع فاصله‌های بین خروجی‌های فازی مشاهده شده و خروجی‌های فازی برآورد شده از مدل که با متغیر معرفی شده اندازه‌گیری می‌شوند، مینیمم شود. برای حل این مساله مینیمم سازی، آن را به یک روش برنامه‌ریزی ریاضی (خطی و یا غیرخطی) تبدیل می‌کنیم.

پس از معرفی چند معیار نیکویی برآش مدل‌های رگرسیونی و در قالب چند مثال عددی، عملکرد روش رگرسیونی پیشنهادی با دیگر روش‌های رگرسیونی مورد مقایسه قرار می‌گیرد.

رده بندی موضوعی: اولیه ۴A۷۲. ثانویه ۶۲J۰۵.

کلمات کلیدی: رگرسیون فازی، کمترین قدر مطلق انحرافات، متغیر فضای اعداد فازی و نیکویی برآش.

فصل ۱

مقدمه

در این فصل تعاریف و قضایای نظریه مجموعه‌های فازی، رگرسیون کمترین قدر مطلق انحرافات و رگرسیون فازی به منظور آشنایی خواننده و در حد لازم آورده شده است. مطالب بخش اول عمدها مبتنی بر مراجع [۶۴] و [۲۸] و [۶۱] و مطالب بخش دوم مبتنی بر مراجع [۷۰] و [۴۱] می‌باشد.

۱.۱ مجموعه‌های فازی

نظریه مجموعه‌های فازی در سال ۱۹۶۵ توسط پروفسور لطفی عسکر زاده^۱ دانشمند ایرانی تبار و استاد دانشگاه برکلی آمریکا ارایه شد [۶۱]. این نظریه از زمان ارایه آن تاکنون، گسترش و تعمیق زیادی یافته و کاربردهای گوناگونی در زمینه‌های مختلف پیدا کرده است.

در نظریه مجموعه‌های قطعی، یک مجموعه معمولی با یک ویژگی دقیق و معین مشخص می‌شود. بدین صورت که اگر یک عضو مجموعه مرجع، آن ویژگی را دارا باشد عضو مجموعه مورد نظر است و اگر فاقد آن ویژگی باشد، عضو آن مجموعه نیست. برای مثال، ویژگی «اول بودن» اعداد حقیقی، یک ویژگی خوش تعریف است. به این صورت که برای هر عدد حقیقی می‌توان گفت که یا یک عدد اول است یا یک عدد اول نیست. با فرض اینکه X یک مجموعه مرجع باشد، برای هر زیرمجموعه معمولی A از مجموعه

^۱ L. A. Zadeh

مرجع که با یک ویژگی خوش تعریف مشخص می‌شود، می‌توان یک تابع نشانگر تعریف کرد که برای هر عضو متعلق به A مقدار یک و برای هر عضو غیرمتعلق به A ، مقدار صفر بگیرد، یعنی

$$I_A(x) = \begin{cases} 1 & x \in A \\ 0 & x \notin A. \end{cases}$$

اما نکته مهم این است که با آن‌ها مواجه هستیم و براساس آن زندگی روزمره خود را پیش می‌بریم، مفاهیمی دقیق و خوش تعریف نیستند، مثلاً هوای خیلی سرد، لامپ با طول عمر زیاد، مجموعه اعداد بزرگ و برای این ویژگی‌ها مرز مشخص و دقیقی را نمی‌توان تعیین کرد. برای مثال از نظر یک فرد، هوای ۵ درجه سانتی‌گراد و از نظر فرد دیگری هوای ۲ – درجه سانتی‌گراد، هوای خیلی سرد است. نظریه مجموعه‌های قطعی از عهده صورت‌بندی این مفاهیم و ویژگی‌ها برنمی‌آید.

نظریه مجموعه‌های فازی، یک قالب جدید ریاضی به منظور به الگو درآوردن این مفاهیم و ویژگی‌ها و تحلیل آن‌ها ارایه می‌دهد. این نظریه یک تعمیم طبیعی از نظریه مجموعه‌های قطعی است. برای توضیح مفهوم مجموعه فازی، به یک مثال توجه کنید. فرض کنید می‌خواهیم مجموعه اعداد بزرگ را تعریف کنیم. طبیعی است که «بزرگ بودن» یک ویژگی خوش تعریف نیست. بنا به پیشنهاد زاده، اجازه می‌دهیم که هر x در مجموعه اعداد حقیقی، به اندازه یک مقدار بین صفر و یک، عضو مجموعه اعداد بزرگ باشد، به طوری که هر چه آن x بزرگ‌تر باشد، عدد مورد نظر برای عضویت آن در مجموعه اعداد بزرگ، به صفر نزدیک‌تر باشد و بالعکس هر چه آن x کوچک‌تر باشد، عدد مربوط به عضویت آن در مجموعه اعداد بزرگ، به صفر نزدیک‌تر باشد. در این صورت به جای این‌که بگوییم یک عدد حقیقی، بزرگ است یا بزرگ نیست، می‌گوییم این عدد به اندازه $\mu_A(x)$ عضو مجموعه «اعداد بزرگ» است. اساس کار نظریه مجموعه‌های فازی، گسترش مفهوم تابع نشانگر یک مجموعه، با برد $[0, 1]$ به جای $\{0, 1\}$ است.

تعریف ۱.۱ یک زیر مجموعه فازی A (از این پس به کوتاهی: مجموعه فازی) از مجموعه مرجع X ، توسط یک تابع عضویت^۲ $\mu_A : X \rightarrow [0, 1]$ مشخص می‌شود که در آن برای هر $x \in X$ ، $\mu_A(x)$ میزان عضویت x در مجموعه فازی A است. نزدیکی این عدد به یک، نشان دهنده تعلق بیشتر x به مجموعه فازی A و نزدیکی آن به صفر، نشان دهنده تعلق کمتر x به A است.

توجه کنید که اگر x کاملاً در A عضو باشد، $\mu_A(x) = 1$ و اگر اصلًا در A عضو نباشد، $\mu_A(x) = 0$ است. لذا مجموعه‌های معمولی و توابع نشانگر آن‌ها حالت خاصی از مجموعه‌های فازی و توابع عضویت آن‌ها

^۲ Membership Function

است.

تذکر: از این پس به منظور سادگی، گاهی به جای $(x, \mu_A(x))$ از $A(x)$ به عنوان تابع عضویت مجموعه فازی A استفاده می‌کنیم.

برای نشان دادن یک مجموعه فازی روش‌های مختلفی رایج است. یک روش متداول به کار بردن مستقیم تابع عضویت مجموعه فازی است که آن وقتی که مجموعه مرجع پیوسته باشد استفاده می‌شود.

مثال ۱.۱ فرض کنید $X = \{1, \dots, 7\}$. می‌خواهیم یک مجموعه فازی تعریف کنیم که اعضای آن ویژگی نادقيق «کوچک» را داشته باشند. برای مدل‌سازی این مجموعه کافی است تابع عضویت این مجموعه فازی را مشخص کنیم. تعیین این تابع بستگی به نظر تصمیم‌گیرنده دارد. مثلاً یک تابع عضویت می‌تواند به صورت زیر تعریف شود

$$A(x) = \begin{cases} 1 & x = 1 \\ 0/9 & x = 2 \\ 0/7 & x = 3 \\ 0/5 & x = 4 \\ 0/3 & x = 5 \\ 0/1 & x = 6 \\ 0 & x = 7 \end{cases}$$

برای مثال $A(3) = 0/3$ بدین معنی است که از نظر تصمیم‌گیر عدد ۳ به اندازه $0/3$ به مجموعه فازی اعداد کوچک تعلق دارد. به سخن دیگر از نظر وی گزاره «۳ عددی کوچک است» به اندازه $0/3$ درست است.

نکته: تعریف تابع عضویت یک مجموعه فازی بستگی به نظر فرد تصمیم‌گیر دارد. در واقع این تعریف جنبه ذهنی و شخصی دارد. لذا می‌توان توابع عضویت مختلفی را برای یک مجموعه فازی که بیان‌گر یک ویژگی فازی باشد، متصور بود.

تعریف ۲.۱ فرض کنید X یک مجموعه مرجع و A یک زیرمجموعه فازی از آن باشد،

$$supp(A) = \{x \in X | A(x) > 0\}$$

تعریف ۲.۱ ارتفاع یک مجموعه فازی نامیده می‌شود. اگر این عدد برابر یک باشد آن گاه مجموعه فازی A را نرمال و در غیر این صورت آن را زیرنرمال می‌نامیم. البته هر مجموعه فازی زیرنرمال را می‌توان با تقسیم درجات عضویت آن بر ارتفاع A نرمال کرد.

مثال ۲.۱ در مثال ۱.۱، $supp(A) = \{1, 2, \dots, 7\}$. همچنین مجموعه فازی A مجموعه فازی نرمال است.

تعریف ۴.۱ زیرمجموعه معمولی از عناصر X را که درجه عضویت آنها در مجموعه فازی A ، حداقل به بزرگی α باشد را α -برش A (مجموعه تراز α ام وابسته به A) گوییم و با A_α نشان می‌دهیم

$$A_\alpha = \{x \in X | A(x) \geq \alpha\} \quad 0 < \alpha \leq 1$$

همچنین \circ -برش A را به صورت بستار تکیه‌گاه آن یعنی به صورت $(\{x \in X | A(x) > \circ\})$ تعریف می‌کنیم.

مثال ۳.۱ فرض کنید $X = \{\circ, 1, 2, \dots, 5\}$ مجموعه مقادیر یک متغیر تصادفی پواسون مربوط به تعداد تصادفات شباهروزی در یک ناحیه باشد و فرض کنید مجموعه فازی A بیانگر «تعداد تصادفات کم» با تابع عضویت زیر تعریف شود

$$A(x) = \begin{cases} 1 & x = \circ \\ \circ/\wedge & x = 1 \\ \circ/\wedge & x = 2 \\ \circ/\wedge & x = 3 \\ \circ/\wedge & x = 4 \end{cases}$$

در این صورت چند α -برش A عبارت‌اند از

$$A_{\circ/\wedge} = \{\circ, 1, 2, 3, 4\}, \quad A_{\circ/\wedge} = \{\circ, 1, 2\}$$

$$A_{\circ/\wedge} = \{\circ, 1, 2\}, \quad A_{\circ/\wedge} = \{\circ\}$$

به طور خلاصه می‌توان نوشت

$$A_\alpha = \begin{cases} \{\circ, 1, 2, 3, 4\} & \circ < \alpha \leq \circ/\wedge \\ \{\circ, 1, 2, 3\} & \circ/\wedge < \alpha \leq \circ/\wedge \\ \{\circ, 1, 2\} & \circ/\wedge < \alpha \leq \circ/\wedge \\ \{\circ, 1\} & \circ/\wedge < \alpha \leq \circ/\wedge \\ \{\circ\} & \circ/\wedge < \alpha \leq 1 \end{cases}$$

قضیه ۱.۱ (اتحاد تجزیه^۳) [۶۲] فرض کنید A مجموعه‌ای فازی از \mathbb{R} با تابع عضویت $(.)A$ باشد. در این صورت

$$A(x) = \sup_{\alpha \in [\circ, 1]} \alpha \cdot I_{A_\alpha}(x)$$

که در آن $(.)I_{A_\alpha}$ تابع نشانگر α -برش A است.

^۳ Resolution Identity

تعريف ۵.۱ [۶۱] مجموعه فازی A از \mathbb{R} را محدب گوییم اگر هر α -برش A (برای $0 < \alpha \leq 1$) محدب باشد.

مثال ۴.۱ مجموعه فازی تقریباً صفر را با تابع عضویت $A(x) = e^{-x^2}$ در نظر بگیرید. α -برش‌های A به صورت زیر می‌باشند

$$\begin{aligned} A_\alpha &= \{x : A(x) \geq \alpha\} \\ &= \{x : -\sqrt{-\ln \alpha} \leq x \leq \sqrt{-\ln \alpha}\} \end{aligned}$$

که به روشنی مجموعه‌های محدب هستند، لذا A یک مجموعه فازی محدب است.

اکنون اصل مهمی را بیان می‌کنیم که برای تعیین حاصل عمل یک تابع بر مجموعه‌های فازی به کار می‌رود.

تعريف ۶.۱ [۶۴] (اصل توسعی یا اصل گسترش^۴) فرض کنید X_1, X_2, \dots, X_n مجموعه مرجع و $X = X_1 \times \dots \times X_n$ حاصل ضرب دکارتی آن‌ها باشد. همچنین A_1, A_2, \dots, A_n مجموعه‌های فازی به ترتیب از X_1, \dots, X_n باشند. به علاوه $y = f(x_1, \dots, x_n)$ یک نگاشت از X به Y باشد. حاصل عمل f بر n مجموعه فازی A_1, A_2, \dots, A_n به صورت مجموعه فازی B از Y با تابع عضویت زیر تعریف می‌شود

$$B(y) = f(A_1, \dots, A_n)(y) = \begin{cases} \sup_{\substack{x_1, \dots, x_n \\ y=f(x_1, \dots, x_n)}} \min\{A_1(x_1), \dots, A_n(x_n)\} & f^{-1}(y) \neq \emptyset \\ 0 & f^{-1}(y) = \emptyset \end{cases}$$

مثال ۵.۱ فرض کنید X_1 و X_2 مجموعه اعداد حسابی، A_1 مجموعه فازی اعداد خیلی کوچک و A_2 مجموعه فازی اعداد تقریباً ۲ با تابع عضویت زیر باشند

$$A_1 = \left\{ \frac{1}{5}, \frac{0/8}{1}, \frac{0/6}{2}, \frac{0/4}{3}, \frac{0/2}{4} \right\}, \quad A_2 = \left\{ \frac{0/5}{1}, \frac{1}{2}, \frac{0/5}{3} \right\}$$

آن‌گاه براساس اصل توسعی، حاصل عمل $f(x_1, x_2) = x_1 + x_2$ بر A_1 و A_2 به صورت مجموعه فازی زیر به دست می‌آید.

$$\left\{ \frac{0/5}{1}, \frac{1}{2}, \frac{0/8}{3}, \frac{0/6}{4}, \frac{0/5}{5}, \frac{0/4}{6}, \frac{0/2}{7} \right\}$$

^۴ Extension Principle

اعداد فازی

اعداد فازی که زیر مجموعه‌های فازی خاصی از مجموعه اعداد حقیقی هستند، در بیشتر مسایل کاربردی استفاده می‌شوند. در ادامه مفاهیم و نتایج اصلی درباره اعداد فازی را براساس مرجع [۶۴] یادآوری می‌کنیم.

تعريف ۷.۱ فرض کنید $f(x)$ تابعی حقیقی مقدار برابر \mathbb{R} باشد. در این صورت f را نیمپیوسته بالایی^۵ گوییم هرگاه

(الف) [۴۳] برای هر $\alpha \in (0, 1]$ مجموعه $\{x : f(x) \geq \alpha\}$ مجموعه‌ای بسته در \mathbb{R} باشد.
یا به طور معادل

(ب) [۴۲] $f(x)$ نیمپیوسته بالایی در y است اگر و فقط اگر

$$\forall \epsilon > 0, \exists \delta > 0 \text{ s.t. } |x - y| < \delta \implies f(x) - f(y) < \epsilon.$$

تعريف ۸.۱ [۶۴] مجموعه فازی N از \mathbb{R} را یک عدد فازی (فازی حقیقی) گوییم، اگر

(۱) N یک مجموعه فازی محدب و نرمال و تک نمایی باشد،

(۲) تابع عضویت آن، یک تابع نیمپیوسته بالایی باشد.

منظور از تک نمایی بودن این است که تنها یک x وجود داشته باشد که $A(x) = 1$.

با این تعریف و نیز تعریف تحدب، معلوم می‌شود که اگر N یک عدد فازی باشد، آن‌گاه مجموعه α -برش آن بسته و نیز محدب است و این یعنی که N_α یک بازه بسته است. مجموعه α -برش N را با $N_\alpha = [N_\alpha^L, N_\alpha^U]$ نشان می‌دهیم. چون تابع عضویت N نیمپیوسته بالایی است، N_α^L, N_α^U نیز نسبت به N پیوسته هستند.

یک عدد دقیق^۶ (غیر فازی) با مقدار m نامیده می‌شود هرگاه تابع عضویت آن به صورت زیر باشد

$$N(x) = \begin{cases} 1 & x = m \\ 0 & x \neq m \end{cases}$$

توجه کنید که برای هر α, m ، $N_\alpha^L = N_\alpha^U = m$.

مجموعه همه اعداد فازی از \mathbb{R} را با $\mathcal{F}(\mathbb{R})$ نشان می‌دهیم.

تعريف ۹.۱ [۶۴] عدد فازی N را مثبت (منفی) گوییم اگر برای هر $x \in \mathbb{R}$ ، $N(x) = 1$ ، $(x \geq 0)$ و $N(x) = 0$ ، $(x \leq 0)$. عدد فازی N را نامنفی (نامثبت) گوییم اگر برای هر $x \in \mathbb{R}$ ، $N(x) = 1$ ، $(x > 0)$ و $N(x) = 0$ ، $(x \leq 0)$.

^۵ Upper Semicontinuous

^۶ Crisp

نوع خاصی از اعداد فازی، اعداد فازی LR هستند که علاوه بر این که ساختار ویژه‌ای دارند، برخی اعمال حسابی بر آن‌ها از قواعد خاصی پیروی می‌کند. این ویژگی‌ها باعث شده است که در کاربردها، عمدهاً از این نوع اعداد فازی استفاده شود.

تعریف ۱۰.۱ [۱۴] (عدد فازی LR) اگر ساختار تابع عضویت عدد فازی N به صورت زیر باشد

$$N(x) = \begin{cases} L\left(\frac{m-x}{\alpha}\right) & x \leq m \\ R\left(\frac{x-m}{\beta}\right) & x \geq m \end{cases}$$

که در آن توابع شکل L و R ، توابعی غیر صعودی از \mathbb{R}^+ به $[1, 0]$ هستند و 1 ، آن‌گاه N را یک عدد فازی LR نامیده و با نماد $N = (m, \alpha, \beta)_{LR}$ نشان می‌دهیم. عدد حقیقی m را مقدار نما (یا مرکز و یا میانه) و اعداد مثبت α و β را به ترتیب پهنه‌ای چپ و پهنه‌ای راست N می‌نامیم. در صورتی که $L = R$ و $\alpha = \beta$ ، آن‌گاه عدد فازی را متقارن نامیده و با $N = (m, \alpha)_{LL}$ نشان می‌دهیم. برای $\alpha = 0$ قرار می‌دهیم $L\left(\frac{m-x}{\alpha}\right) = 0$ و برای $\beta = 0$ قرار می‌دهیم $R\left(\frac{x-m}{\beta}\right) = 0$ ، ولذا منظور از $X = (m, 0, 0)_{LR}$ یک عدد دقیق با مقدار m است.

اعداد فازی LR متداول در تعریف زیر معرفی شده‌اند.

تعریف ۱۱.۱ فرض کنید $L = R$ و $N = (m, \alpha, \beta)_{LR}$

الف) اگر $\{0, 1 - |x|\}_T$ نامیده و با $N = (m, \alpha, \beta)_T$ آن‌گاه N را یک عدد فازی مثلثی^۷ نامیده و با نشان می‌دهیم.
 ب) اگر e^{-x} ، آن‌گاه N را یک عدد فازی نرمال^۸ نامیده و با $N = (m, \alpha, \beta)_N$ نشان می‌دهیم.
 ج) اگر $\{0, 1 - x^2\}_P$ نامیده و با $N = (m, \alpha, \beta)_P$ آن‌گاه N را یک عدد فازی سهموی^۹ نامیده و با نشان می‌دهیم.

تعریف ۱۲.۱ (بازه‌ی فازی LR) اگر در تعریف عدد فازی شرط تک‌نمایی بودن برداشته شود، آن‌گاه یک بازه‌ی فازی با نماد $N = (m_1, m_2, \alpha, \beta)_{LR}$ و با تابع عضویت زیر خواهیم داشت

$$N(x) = \begin{cases} L\left(\frac{m_1-x}{\alpha}\right) & x \leq m_1 \\ 1 & m_1 \leq x \leq m_2 \\ R\left(\frac{x-m_2}{\beta}\right) & x \geq m_2 \end{cases}$$

که در آن اعداد حقیقی m_1 و m_2 به ترتیب نمای اول و نمای دوم و اعداد مثبت α و β به ترتیب پهنه‌ای چپ و پهنه‌ای راست N می‌باشند.

^۷ Triangular

^۸ Normal

^۹ Parabolic

اگر $\{ \circ, 1 - |x| \}$ آن گاه بازه فازی را عدد فازی ذوزنقه‌ای^{۱۰} نیز می‌نامند و با $N = (m_1, m_2, \alpha, \beta)_{Tr}$ بازه فازی می‌تواند به عنوان تعمیمی از عدد فازی تلقی شود. در واقع زمانی که $m_1 = m_2 = m$ آن گاه بازه فازی به عدد فازی تبدیل می‌شود.

اکنون چند تعریف و قضیه را در مورد حساب اعداد فازی بیان می‌کنیم. نخست مفهوم T – نرم را یادآور می‌شویم.

تعریف ۱۳.۱ [۶۴] تابع دو متغیره $T(x, y) : I \times I \rightarrow I = [\circ, 1]$ گویند هرگاه

$$\forall x \in [\circ, 1], T(x, 1) = x \quad (1)$$

$$x_1 \leq x_2, y_1 \leq y_2 \rightarrow T(x_1, y_1) \leq T(x_2, y_2) \quad (2) \text{ یکنواختی:}$$

$$T(x, y) = T(y, x) \quad (3) \text{ جابجایی:}$$

$$T(x, T(y, z)) = T(T(x, y), z) \quad (4) \text{ شرکت پذیری:}$$

نمونه‌هایی از T – نرم‌ها، $T_L(a, b) = \max(\circ, a+b-1)$ و $T_p(a, b) = ab$ ؛ $T_m(a, b) = \min(a, b)$ هستند.

گزاره ۱۰.۱ [۶۴] برای هر T – نرم دلخواه داریم

$$T_w(x, y) \leq T(x, y) \leq T_m(x, y)$$

$$\text{که } T_m(x, y) = \min(x, y) \text{ همچنین}$$

$$T_w(x, y) = \begin{cases} x & y = 1, \\ y & x = 1, \\ \circ & \text{not.} \end{cases}$$

ضعیفترین T – نرم است که به نام T – نرم دراستیک نیز نامیده می‌شود.

تعریف ۱۴.۱ [۱۴] فرض کنید M و N دو عدد فازی و $* : \mathbb{R} \times \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$: یک عملگر دوتایی بر اعداد حقیقی باشد. حاصل عمل تعمیم یافته^{۱۱} بر M و N بر طبق اصل توسعی، به صورت یک مجموعه فازی از \mathbb{R} با تابع عضویت زیر تعریف می‌شود

$$(M \otimes N)(z) = \text{Sup}_{x, y; x*y=z} T(M(x), N(y))$$

^{۱۰}Trapezoidal

^{۱۱}T-Norm

که در آن $(., ., T)$ یک T -نرم است.

در حالت خاص برای چهار عمل اصلی و با استفاده از T -نرم مینیمم در تعریف بالا داریم

$$(M \oplus N)(z) = \text{Sup}_{z=x+y} \min[M(x), N(y)]$$

$$(M \ominus N)(z) = \text{Sup}_{z=x-y} \min[M(x), N(y)]$$

$$(M \otimes N)(z) = \text{Sup}_{z=x*y} \min[M(x), N(y)]$$

$$(M \oslash N)(z) = \text{Sup}_{z=x/y} \min[M(x), N(y)]$$

به شرط اینکه در رابطه آخر، $y \neq 0$.

از این پس، مگر در مواردی که گفته شود، همواره از عملگر مینیمم برای حساب اعداد فازی استفاده می‌کنیم.

قضیه ۲.۱ فرض کنید M و N دو عدد فازی مثبت باشند. در این صورت $M \otimes N$ ، $M \ominus N$ و $M \oplus N$ نیز اعداد فازی هستند.

در ادامه اعمال حسابی بر اعداد فازی LR را با استفاده از T -نرم مینیمم بیان می‌کنیم.

قضیه ۳.۱ اگر $\lambda \in \mathbb{R}$ و $M = (m, \alpha, \beta)_{LR}$ آن‌گاه

$$\lambda M = M\lambda = \begin{cases} (\lambda m, \lambda\alpha, \lambda\beta)_{LR}, & \lambda > 0 \\ (\lambda m, -\lambda\beta, -\lambda\alpha)_{RL}, & \lambda < 0 \end{cases}$$

نتیجه ۴.۱ اگر $M = (m, \alpha, \beta)_{LR}$ آن‌گاه قرینه $M = (-m, \beta, \alpha)_{RL}$ به صورت $(-)M$ می‌باشد.

قضیه ۵.۱ اگر $M \oplus N = (n, \gamma, \delta)_{LR}$ یک عدد فازی LR به صورت $M \ominus N = (m, \alpha, \beta)_{LR}$ زیر است

$$M \oplus N = (m + n, \alpha + \gamma, \beta + \delta)_{LR}$$

نتیجه ۶.۱ اگر $M \ominus N = (n, \gamma, \delta)_{RL}$ یک عدد فازی LR به صورت $M = (m, \alpha, \beta)_{LR}$ زیر است

$$M \ominus N = (m - n, \alpha + \delta, \beta + \gamma)_{LR}$$

درباره ضرب و تقسیم، روابط دقیقی همچون آنچه که برای جمع و تفاضل گفته شد وجود ندارد. اصولاً حاصل ضرب دو عدد فازی LR ، یک عدد فازی LR نخواهد بود. همچنین در حالتهایی که حاصل تقسیم دو عدد فازی LR یک عدد فازی می‌شود، عدد حاصل از نوع LR نیست. اما برای ضرب و تقسیم، روابطی تقریبی پیشنهاد شده که در ادامه آن‌ها را بیان می‌کنیم.

روابط تقریبی برای ضرب [۱۴]

الف- اگر $M > N > 0$ آن‌گاه

$$M \otimes N = (m, \alpha, \beta)_{LR} \otimes (n, \gamma, \delta)_{LR} \simeq (mn, m\gamma + n\alpha, m\delta + n\beta)_{LR}$$

ب- اگر $M < N > 0$ آن‌گاه

$$M \otimes N = (m, \alpha, \beta)_{LR} \otimes (n, \gamma, \delta)_{LR} \simeq (mn, n\alpha - m\delta, n\beta - m\gamma)_{LR}$$

ج- اگر $M > N > 0$ آن‌گاه

$$M \otimes N = (m, \alpha, \beta)_{LR} \otimes (n, \gamma, \delta)_{LR} \simeq (mn, m\gamma - n\beta, m\delta - n\alpha)_{LR}$$

ه- اگر $M < N < 0$ آن‌گاه

$$M \otimes N = (m, \alpha, \beta)_{LR} \otimes (n, \gamma, \delta)_{LR} \simeq (mn, -n\beta - m\delta, -n\alpha - m\gamma)_{RL}$$

روابط تقریبی برای تقسیم [۳۹]

اگر $M = (m, \alpha, \beta)_{LR}$ یک عدد فازی مثبت باشد، آن‌گاه

$$M^{-1} \simeq (m^{-1}, \beta m^{-2}, \alpha m^{-2})_{RL}$$

اگر $N = (n, \gamma, \delta)_{RL}$ دو عدد فازی مثبت باشند، آن‌گاه

$$(M \oslash N) \simeq \left(\frac{m}{n}, \frac{\delta m + \alpha n}{n^2}, \frac{\gamma m + \beta n}{n^2} \right)_{LR}$$

هر چه پهناهای اعداد فازی M و N نسبت به مقادیر نمای آن‌ها کوچک باشند، روابط فوق دقیق‌تر هستند. نیز در همسایگی مقادیر نما، این روابط دقیق‌تر دارند.

حساب اعداد فازی طبق اتحاد تجزیه

تعريف ۱۵.۱ فرض کنید \odot_{int} یک عملگر دوتایی $\otimes_{int}, \ominus_{int}, \oplus_{int}$ یا \oslash_{int} بر دو بازه‌ی $M_\alpha \odot_{int} N_\alpha = [N_\alpha^L, N_\alpha^U]$ و $M_\alpha = [M_\alpha^L, M_\alpha^U]$ باشد. در این صورت مجموعه $M_\alpha \odot_{int} N_\alpha = \{z \in \mathbb{R} | z = x \odot y, \forall x \in M_\alpha, \forall y \in N_\alpha\}$ می‌شود

$$M_\alpha \odot_{int} N_\alpha = \{z \in \mathbb{R} | z = x \odot y, \forall x \in M_\alpha, \forall y \in N_\alpha\},$$

که در آن \circ یک عملگر دوتایی $+, -, \times, \oslash$ می‌باشد.

قضیه ۷.۱ [۲۸] اگر a و b دو عدد فازی باشند آن‌گاه
(الف)

$$(a \oplus b)_\alpha = [a_\alpha^L + b_\alpha^L, a_\alpha^U + b_\alpha^U], \quad (a \ominus b)_\alpha = [a_\alpha^L - b_\alpha^U, a_\alpha^U - b_\alpha^L]$$

(ب)

$$(a \otimes b)_\alpha = [\min\{a_\alpha^L b_\alpha^L, a_\alpha^U b_\alpha^U, a_\alpha^L b_\alpha^U, a_\alpha^U b_\alpha^L\}, \max\{a_\alpha^L b_\alpha^L, a_\alpha^U b_\alpha^U, a_\alpha^L b_\alpha^U, a_\alpha^U b_\alpha^L\}]$$

ج) اگر a یک عدد فازی نامنفی و b یک عدد فازی مثبت باشند آن‌گاه

$$(a \oslash b)_\alpha = [a_\alpha^L \oslash b_\alpha^U, a_\alpha^U \oslash b_\alpha^L]$$

۲.۱ رگرسیون کمترین قدر مطلق انحرافات

رگرسیون

یکی از کاربردی‌ترین روش‌ها برای تحلیل داده‌ها در بین ابزارهای آماری، تحلیل رگرسیونی است. تحلیل رگرسیونی، روشی کارآمد برای بررسی و مدل سازی ارتباط بین متغیرها است که از این مدل‌های رگرسیونی در توصیف داده‌ها، برآورد پارامترهای مجھول، پیش‌گویی و کنترل استفاده می‌شود. به منظور دست‌یابی به یک مدل رگرسیونی به مشاهداتی از متغیرهای مستقل (توضیحی) $(x_1, x_2, \dots, x_p) = \mathbf{x}$ و نیز مشاهداتی از متغیر وابسته (پاسخ) y نیاز داریم. برای توضیح، ساده‌ترین حالت را در نظر می‌گیریم که تنها یک متغیر مستقل x وجود داشته باشد. فرض کنید که رابطه بین این دو متغیر یک رابطه خطی به صورت زیر باشد

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i \quad (1)$$

که در آن β_0 عرض از مبدا و β_1 شیب خط است. از آنجایی که مشاهدات دقیقاً روی یک خط مستقیم قرار نمی‌گیرند و مقداری خطابین هر y_i و مقدار متناظر آن از مدل وجود دارد، لذا معادله (۱) به صورت زیرنوشته می‌شود

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \epsilon_i \quad (2)$$

که در آن مولفه‌های ϵ_i ، به عنوان خطای تصادفی تلقی می‌شوند. بدین معنی که به عنوان متغیری تصادفی، اندازه ناتوانی مدل در برآش دقیق داده‌ها را اندازه‌گیری می‌کنند. این خط ممکن است به دلیل عدم حضور برخی از متغیرهای موثر، خطاهای تصادفی مربوط به مشاهدات و اندازه‌گیری‌ها و ... صورت پذیرد [۴۱].

روش‌های مختلفی برای برآورد پارامترهای یک مدل رگرسیونی وجود دارد. سه تا از این روش‌ها، عبارت اند از (۱) مینیمم سازی مجموع مربعات انحرافات، (۲) مینیمم سازی مجموع قدرمطلق انحرافات و (۳) مینیمم سازی ماکزیمم قدرمطلق انحرافات. این سه روش، اعضای کلاس برآوردگرهای L_p هستند که توسط مینیمم کردن آنچه که به نام متر مینکووسکی ^{۱۲} یا معیار نرم- L_p ، تعریف شده و به صورت

$$\left\{ \sum_{i=1}^n |\epsilon_i|^p \right\}^{1/p} \quad p \geq 1$$

است، به دست می‌آیند. در حالت $p=1$ ، این متریه نام متر قدرمطلق و یا نرم- L_1 شناخته شده است و مینیمم سازی این متر (فاصله)، به نام روش کمترین قدر مطلق انحرافات نامیده می‌شود. در حالت $p=2$ ، این معیار به نام متر اقلیدسی و یا نرم- L_2 خوانده می‌شود که مینیمم سازی مبتنی بر آن، به نام روش کمترین مربعات انحرافات نامیده می‌شود. روش کلاسیک برای حل مسایل رگرسیون، روش کمترین مربعات مقادیر است. در حالت $p=\infty$ مینیمم کردن L_p ، به صورت مینیمم کردن ماکزیمم قدرمطلق مقادیر است و به نام روش مینیماکس یا چیبیشف ^{۱۳} خوانده می‌شود [۱۲].

پایه و اساس روش کمترین مربعات به گوس ^{۱۴} و لژاندر ^{۱۵} باز می‌گردد. این روش (و تعمیم‌های آن) به دلیل راحتی محاسبات و جواب‌های بسته مبتنی بر آن مورد توجه بسیاری از آماردانان است.

در مدل رگرسیون خطی چندگانه $y_i = \sum_{k=1}^p \beta_k x_{ik} + \epsilon_i$ وقتی که مشاهدات y_i دارای توزیع نرمال باشند، روش کمترین مربعات برآوردهایی از β_j ها ارایه می‌کند که دارای خواص آماری خوبی است، از جمله اینکه در این حالت برآوردهای حاصل از این روش، همان برآوردهای ماکزیمم درستنمایی هستند. در

^{۱۲}Minkowsky

^{۱۳}Chebychev

^{۱۴}C.F. Gauss

^{۱۵}A.M. Legendre

حالی که مشاهدات توزیع غیرنرمال داشته باشند به خصوص که از توزیع‌های با دم سنگین (ضخیم) یا طولانی آمده باشند، ممکن است روش کمترین مربعات مناسب نباشد، چرا که دم‌های ضخیم در یک توزیع، یعنی مشاهدات دور از میانگین هم احتمال نسبتاً زیادی دارند و این امر باعث تولید داده پرت می‌شود و این نقاط معمولاً برابر آوردهای کمترین مربعات اثرگذار هستند. مهارت زیاد در تحلیل باقیمانده‌ها برای شناسایی نقاط پرت همراه با به کارگیری روش‌هایی برای تشخیص مشاهدات اثرگذار می‌تواند تحلیل‌گر را در اثر احتمالی داده‌های دور افتاده بر مدل رگرسیونی یاری دهد.

در کنار این روش‌ها، محققان و آماردانان به ایجاد روش‌های نیرومند^{۱۶} (استوار) پرداخته‌اند که برای کاهش اثر مشاهدات پرت به کار می‌رود. هدف روش نیرومند این است که باقیمانده‌های مرتبط با نقاط پرت را کنار بگذارد تا بدین وسیله تشخیص آن‌ها ساده‌تر شود. یکی از روش‌های نیرومند، روش کمترین قدر مطلق انحرافات (*Least Absolute Deviations : LAD*) است. این روش نیرومند به خصوص در مواردی که توزیع‌های خط‌داری دم طولانی و ضخیم هستند، مثل لaplac و کوشی، به کار می‌رود [۷۰].

تاریخچه‌ای مختصر از روش *LAD*

از لحاظ تاریخی، احتمالاً برآورده *LAD* قدیمی‌ترین روش نیرومند است. اولین منبع شناخته شده در استفاده از مینیمم کردن مجموع قدر مطلق انحرافات، به مطالعه گالیله (۱۶۳۲) برمی‌گردد [۱۳]. اما برای اولین بار به طور تخصصی، بوسکوویچ^{۱۷} در سال ۱۷۵۷ مینیمم کردن مجموع قدر مطلق انحرافات را به عنوان یک معیار برای برازش یک خط در رگرسیون خطی ساده پیشنهاد داد. همچنین او نشان داد که این خط دقیقاً از نقطه میانگین دو متغیر x و y عبور می‌کند. (یعنی در مدل رگرسیون خطی ساده $y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \epsilon_i$ مساله مینیمم سازی $\sum_{i=1}^n |y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i|$ با توجه به قید $0 = \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i)$ حل شود). او همچنین در سال ۱۷۶۰ یک روش هندسی برای حل مساله در حالت رگرسیون خطی ساده ارایه داد. در سال ۱۷۹۳ لپلاس^{۱۸} معیار بوسکوویچ را اقتباس کرده و روش هندسی او را با یک روش جبری جایگزین کرد [۱۲].

فوریه^{۱۹} (۱۸۲۴) اولین کسی بود که مساله *LAD* را به صورت یک مساله برنامه‌ریزی خطی فرمول بندی کرد امادر آن زمان الگوریتم‌های کارا برای حل چنین مسائلی وجود نداشت [۱۲].

با عنوان کردن روش کمترین مربعات (*LS*) در سال ۱۸۰۵، این روش به دلایل زیر بیشتر از روش *LAD* مورد توجه آماردانان قرار گرفت. دلیل اول سادگی نسبی محاسبات و دلیل دوم یکتاپی جواب‌های کمترین

^{۱۶}Robust

^{۱۷}R.J. Boscovich

^{۱۸}P.S. Laplace

^{۱۹}J.B.J. Fourier

مربعات و داشتن شکل صریح آنها در اکثر موقعیت بود.

روش LAD پس از چند سال وقفه در سال ۱۸۸۷ دوباره مورد توجه محققان قرار گرفت و این به علت مطالعات و نتایج کارهای اجورث^{۲۰} بود. دستاوردهای او در این زمینه شامل موارد زیر بود: حذف قید عبور خط رگرسیونی از نقاط میانگین، بحث بر روی عدم یکتاپی جواب LAD و اثبات این که جواب مساله LAD زمانی که خطاهای از توزیع لاپلاس تبعیت کنند معادل با برآوردهای ماکزیمم درستنمایی است. او همچنین یک الگوریتم برای حل مساله رگرسیونی LAD ارایه کرد [۱۲]. روز^{۲۱} (۱۹۳۰) و بعد از او سینگلتون^{۲۲} (۱۹۴۰) یک الگوریتم تکرار شونده را برای تولید جواب‌های LAD پیشنهاد دادند که بهبود یافته‌ای از الگوریتم اجورث بود، اما به دلیل این که با افزایش تعداد متغیرهای توضیحی ناکارامد می‌شد، مورد استفاده زیادی قرار نگرفت [۱۲]. در سال ۱۹۵۵ چارنز^{۲۳} و کوپر^{۲۴} و فرگوسن^{۲۵}، از شیوه سیمپلکس در حل مسایل خطی استفاده کرده و برآوردهای LAD را از طریق صورت بندی مساله رگرسیون LAD به صورت یک مساله برنامه‌ریزی خطی، به دست آورده‌اند. این کار باعث شد که علاقه‌ای دوباره در استفاده از این برآوردها ایجاد شود و الگوریتم‌هایی خاص برای حل این نوع مسائل برنامه‌ریزی خطی با ساختار ویژه پیشرفت یابد [۱۲]. در این راستا، با گسترش روش‌های حل مسائل برنامه‌ریزی خطی، روش تنظیم مسائل به صورت اولیه و دوگان مطرح شد. (برای دیدن مساله اولیه و دوگان، به مطالب آخر همین بخش مراجعه کنید). الگوریتم مساله اولیه که توسط بارودل^{۲۶} و یانگ^{۲۷} (۱۹۶۶) ارایه شد، اولین الگوریتمی بود که در آن از ساختار خاص مساله دوگان استفاده شد. الگوریتم آن‌ها براساس روش سیمپلکس بود اما با برخی روش‌های محاسباتی خاص الگوریتم سریعتری تولید شد. بارودل و روبرتز^{۲۸} (۱۹۷۳) یک الگوریتم کارا را براساس مساله اولیه ارایه کردند که بهبود یافته‌ای از الگوریتم قبلی بارودل و یانگ و سریع‌تر از آن بود. این الگوریتم در نرم‌افزار آماری $S - Plus$ نوشته شده و با اجرای دستور $fit 11$ می‌توان به آن دست یافت.

آرمسترانگ^{۲۹} و فروم^{۳۰} و کانگ^{۳۱} (۱۹۷۹) یک روش سیمپلکس اصلاح شده با استفاده از تجزیه

^{۲۰}F.Y. Edgeworth

^{۲۱}E.C. Rhodes

^{۲۲}J. Singelton

^{۲۳}A. Charnes

^{۲۴}W.W. Cooper

^{۲۵}R. Ferguson

^{۲۶}J. Barrodale

^{۲۷}A. Young

^{۲۸}F.D.K. Roberts

^{۲۹}R.D.S. Armstrong

^{۳۰}A. Ferom

^{۳۱}S. Kang