

## پیش‌بینی نفروپاتی در بیمار دیابتی با کمک مدل رگرسیون فازی

نرگس شفاعی بجستانی<sup>۱\*</sup>، مریم آرامهر<sup>۲</sup>، انسبه نسلی اصفهانی<sup>۳</sup>، بهروز خیابانی تنها<sup>۴</sup>

### چکیده

**مقدمه:** دیابت یکی از بیماری‌های خطرناک و رایج جهان مدرن است. از آنجا که در تحقیقات پزشکی معمولاً داده‌های کمی در دسترس است و داده‌های پزشکی دارای عدم قطعیت و ابهام زیادی است، برای پیدا کردن رابطه‌ی ورودی و خروجی در داده‌های پزشکی استفاده از مدل‌های فازی مناسب به نظر می‌رسد. هیچکدام از مقالات قبلی از رگرسیون فازی برای پیش‌بینی عوارض دیابت از جمله نفروپاتی استفاده نکرده‌اند. لذا در این مطالعه، مدل رگرسیون فازی برای پیش‌بینی نفروپاتی در بیمار دیابتی استفاده شده است.

**روش‌ها:** در پژوهش حاضر از نتایج GFR آزمایشات قبلی بیمار برای پیش‌بینی افق دورتری از GFR و در نهایت پیش‌بینی عارضه‌ی کلیوی استفاده شده است. بیماری‌های مزمن کلیوی براساس مقدار GFR سطح‌بندی شده است که فازی سازی داده‌ها براساس این سطوح انجام شده است. پیش‌بینی GFR طی مراحل زیر انجام شد: مرحله ۱، تعریف مجموعه‌های فازی براساس سطوح GFR، که برای هر سطح یک مجموعه فازی در نظر گرفته شده است. مرحله ۲، فازی سازی داده‌های بیمار براساس مجموعه‌های فازی. مرحله ۳، پیش‌بینی GFR با مدل رگرسیون فازی. مرحله ۴، غیرفازی سازی مقادیر پیش‌بینی با استفاده از غیرفازی ساز میانگین. مرحله ۵، ارزیابی کارایی مدل. خطای RMSE برای مقایسه کارایی مدل استفاده شده است.

**یافته‌ها:** نتایج پیش‌بینی GFR نشان داد که، مقایسه RMSE با استفاده از مدل رگرسیون خطی ساده ۱۰,۰۹ و با استفاده از مدل فازی ۴,۲۴ بود.

**نتیجه‌گیری:** مدل رگرسیون فازی قادر به پیش‌بینی نفروپاتی در بیماران دیابتی است.

**واژه‌های کلیدی:** پیش‌بینی، نفروپاتی دیابتی، دیابت، رگرسیون فازی، عدم قطعیت

۱- گروه برق، واحد گناباد، دانشگاه آزاد اسلامی، گناباد، ایران

۲- گروه مامایی، دانشکده‌ی پرستاری و مامایی، دانشگاه علوم پزشکی سبزوار، سبزوار، ایران

۳- مرکز تحقیقات دیابت، پژوهشکده‌ی علوم غدد و متابولیسم، دانشگاه علوم پزشکی تهران، تهران، ایران

۴- مرکز تحقیقات دیابت پارسیان، مشهد، ایران

\***نشانی:** خراسان رضوی، گناباد، بلوار دانشگاه، دانشگاه آزاد اسلامی گناباد، دانشکده مهندسی، گروه برق، تلفن: ۰۹۱۵۳۱۱۲۲۹۱، پست الکترونیک:

narges.shafaei@gmail.com

## مقدمه

دیابت یکی از بیماری‌های خطرناک و رایج جهان مدرن است که هر ساله باعث از دست رفتن جان و هزینه‌ی زیادی در جوامع می‌شود. بنابراین، پیش‌بینی عوارض دیابت کمک شایانی به کاهش هزینه‌ها و همین‌طور استرس و نگرانی بیمار می‌کند و به پزشک این توانایی را می‌دهد که با دید بازتری نسبت به آینده بیماری به تجویز دارو کنترل بیماری و عوارض آن بپردازد.

نفروپاتی دیابتی یکی از عوارض متداول کلیوی است که حدود ۴۰ درصد از بیماران دیابت نوع یک و دو دچار آن می‌شوند. به دلیل شیوع این عارضه در بیماران دیابتی، آنها چندین بار در سال برای چکاپ فرستاده می‌شوند در حالی که ممکن است برخی از این چکاپ‌ها برای بعضی از بیماران ضروری نباشد.

اگر بتوان به‌طریقی وضعیت کلیه و نفروپاتی را در بیمار پیش‌بینی کرد این چکاپ‌های غیر ضروری حذف خواهند شد و در مقابل چکاپ‌های بیشتری برای افرادی که به چکاپ بیشتر نیاز دارند، انجام خواهد شد.

در این تحقیق سعی بر آن است که با پیش‌بینی نرخ فیلتراسیون گلومرولی<sup>۱</sup> که یکی از پارامترهای تشخیص وضعیت نفروپاتی است، سطح نفروپاتی بیمار دیابتی پیش‌بینی شود.

در علوم پزشکی همه داده‌ها فازی است. در تحقیقات کلینیکی برای اندازه‌گیری شدت بیماری کلمات زبانی مانند بالا، متوسط، کم و غیره استفاده می‌شود که این‌ها می‌تواند به شکل فازی مدل شود. علاوه بر این مرزهای تشخیصی پزشکی قطعی نیست. به عنوان مثال برای تعیین گلوکوز خون بالا در تشخیص بیماران دیابت، مقدار ۱۴۰ میلی‌گرم/دسی‌لیتر آزمایش گلوکوز ۲ ساعته در واقع مرز دقیقی نیست. به عبارت دیگر مقادیر نزدیک این مرز حالت مبهمی دارند. به‌طور کلی در داده‌های پزشکی عدم قطعیت ممکن است ناشی از موارد مختلفی از جمله وسایل اندازه‌گیری، کلمات و زبان گفتار، تشخیص و تصمیم پزشک و رفتار بیمار باشد. همان‌طور که بیان شد با توجه به این عدم قطعیت‌ها در نظر گرفتن مدل‌ها و اعداد قطعی برای کاربردهای پزشکی مناسب به‌نظر نمی‌رسد. این ابهامات در مورد بیماران دیابتی هم

وجود دارد و با توجه به عدم قطعیت و ابهام موجود در داده‌های دیابتی انتظار می‌رود مدل کردن داده‌ها به‌صورت فازی بتواند دقت را بالا ببرد.

تاکنون روش‌های متفاوتی برای پیش‌بینی قند خون استفاده شده است که از آن جمله می‌توان به مدل‌های ریاضی و مینیمال، که عمدتاً به‌منظور تعیین حساسیت بدن بیمار در پاسخ به گلوکز تزریقی و نیز پیش‌بینی کوتاه مدت سطح قند و انسولین موجود در بدن مورد استفاده قرار گرفته‌اند، اشاره کرد [۳-۵].

رضایی و همکاران او کارایی شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی دوز مناسب انسولین در بیماران دیابتی را جهت کنترل سطح قندخون مورد بررسی قرار داده‌اند [۱].

راحتی قوچانی و تهامی نیز طی تحقیقی بر روی ۳ بیمار مبتلا به دیابت نوع یک به مقایسه‌ی شبکه‌های عصبی خود بازگشتی و شبکه عصبی پرسپترون سه لایه در فرآیند پیش‌بینی نوسانات سطح غلظت قند خون بیماران مبتلا به دیابت نوع یک پرداخته‌اند. و به این نتیجه دست یافته‌اند که شبکه‌های عصبی خودبازگشتی با کاهش تقریباً ۲۰ درصدی خطای پیش‌بینی نسبت به دیگر روش‌های متداول و از جمله شبکه‌ی عصبی پرسپترون سه لایه، می‌توانند به‌عنوان مدلی مناسب به‌منظور پیش‌بینی نوسانات سطح غلظت قند خون در بیماران مبتلا به دیابت نوع یک تلقی گردند [۲].

Georga و همکاران از رگرسیون بردار پشتیبان پیش‌بینی میزان گلوکز براساس میزان گلوکز قبل، انسولین تزریقی، میزان فعالیت و گلوکز دریافتی در غذا استفاده کردند [۶]. Zecchin و همکاران نیز برای پیش‌بینی کوتاه مدت قند خون بیمار دیابتی اثر کربوهیدرات دریافتی را نیز در نظر گرفتند و از شبکه‌ی عصبی در کنار الگوریتم برون‌یابی چندجمله‌ای استفاده کردند [۷]. روش‌های متعددی برای پیش‌بینی برای مدت زمان‌های نزدیک (نهایتاً تا ۴۵ دقیقه) نوسانات گلوکز استفاده شده‌اند که اکثراً بر مبنای تکنیک‌های مدل‌سازی سری‌های زمانی هستند [۸، ۹] اما شبکه‌های عصبی نیز برای این مسئله استفاده شده‌اند [۱۰]. تعدادی از مقالات نیز روش‌هایی برای آلازم

<sup>1</sup> GFR

$$U_{\hat{Y}}(y) = \begin{cases} (1/(C_{i3} - C_{i1}))(y - C_{i3}), & C_{i1} \leq y \leq C_{i3} \\ (1/(C_{i3} - C_{i2}))(y - C_{i2}), & C_{i3} \leq y \leq C_{i2} \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (1)$$

$$C_{i1} = \sum_{j=1}^q a_j x_{ij}, \quad C_{i2} = \sum_{j=1}^q c_j x_{ij}, \quad C_{i3} = \sum_{j=1}^q b_j x_{ij}$$

تابع عضویت داده‌های مشاهده شده  $Y_i$  نیز با همان شکل به صورت  $(p_i, q_i, r_i)$  بیان می‌شود.

بر طبق مدل امکان و لزوم تاناکا<sup>۲</sup> مدل رگرسیون فازی داریم:

$$Y_i \subseteq_h \hat{Y}_i = \bar{A}_1 x_{i1} + \bar{A}_2 x_{i2} + \dots + \bar{A}_q x_{iq}$$

$$Y_i \supseteq_h \hat{Y}_i = \underline{A}_1 x_{i1} + \underline{A}_2 x_{i2} + \dots + \underline{A}_q x_{iq}$$

که:  $\underline{A}_j = (\underline{a}_j, \underline{b}_j, \underline{c}_j)$  و  $\bar{A}_j = (\bar{a}_j, \bar{b}_j, \bar{c}_j)$

مسئله رگرسیون فازی می‌تواند در نهایت به شکل دو مسئله برنامه‌ریزی چندگانه تبدیل شود [۱۲، ۱۱].

مدل امکان:

$$\min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^q ((\bar{c}_j - \bar{a}_j) x_{ij})^2$$

s.t

$$\bar{C}_{i3} - (1-H)(\bar{C}_{i3} - \bar{C}_{i1}) \leq q_i - (1-H)(q_i - p_i)$$

$$\bar{C}_{i3} + (1-H)(\bar{C}_{i2} - \bar{C}_{i3}) \geq q_i + (1-H)(r_i - q_i)$$

مدل لزوم:

$$\max \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^q ((\underline{c}_j - \underline{a}_j) x_{ij})^2$$

s.t

$$\underline{C}_{i3} - (1-H)(\underline{C}_{i3} - \underline{C}_{i1}) \geq q_i - (1-H)(q_i - p_i)$$

$$\underline{C}_{i3} + (1-H)(\underline{C}_{i2} - \underline{C}_{i3}) \leq q_i + (1-H)(r_i - q_i)$$

که با حل این دو مسئله ضرایب مدل به دست می‌آید و رابطه‌ی ورودی و خروجی تعیین می‌شود.

دادن به بیمار قبل از اتفاق افتادن هایپرگلوسمی و هایپوگلوسمی متمرکز شده است [۱۱، ۱۲] Shafaei و همکاران در مقاله‌ی عارضه‌ی چشمی دیابت را با رگرسیون فازی نوع دو پیش‌بینی کرده‌اند [۱۳].

در علوم پزشکی به دست آوردن رابطه بین متغیرهای نشانگر و متغیرهای پی‌آمد بیماری مسئله مهمی است. و به‌خاطر نامعینی‌های زیاد در داده‌های پزشکی مدل‌سازی فازی آن راه حل مناسب‌تری است. به‌همین دلیل رگرسیون فازی می‌تواند در این راه کمک کند. در سال ۲۰۰۵ بلوتین در یک مثال رابطه‌ی کیفیت زندگی بیمار دیابتی را با نمایه‌ی توده‌ی بدنی<sup>۱</sup> به کمک رگرسیون فازی تحلیل کرد و مدل رگرسیون فازی را به‌دست آورد. در مثالی دیگر در همین مقاله رابطه‌ی بین بالا بودن یا نبودن HbA1C و سن و مدت زمان بیماری و انسولین تزریقی بررسی شده است [۱۴].

Pourahmad و همکاران در سال ۲۰۱۱، پیش‌بینی بیماری دیابت را با توجه به سن، جنس، سابقه‌ی فامیلی، گلوکز خون و نمایه‌ی توده‌ی بدنی به کمک مدل رگرسیون فازی زیر بررسی کردند و نتایج خوبی به‌دست آوردند [۱۵].

هیچکدام از مقالات قبلی از رگرسیون فازی برای پیش‌بینی عارضه‌ی کلیوی دیابت استفاده نکرده‌اند. در این تحقیق از داده‌های گذشته‌ی سرعت فیلتراسیون گلومرولی که همان نتایج آزمایش‌های قبلی بیمار است، برای پیش‌بینی افق دورتری از GFR یا عارضه کلیوی استفاده می‌شود.

## روش اجرا

مدل رگرسیون فازی:

فرض می‌کنیم که داده‌های ما با مدل رگرسیون فازی  $\hat{Y}_i = A_1 x_{i1} + A_2 x_{i2} + \dots + A_q x_{iq}$  قابل توصیف است. که  $A_j$  پارامتر فازی با تابع عضویت مثلثی  $(a_j, b_j, c_j)$  است. بنابراین این تابع عضویت  $\hat{Y}_i$  تابع عضویت مثلثی  $(C_{i1}, C_{i3}, C_{i2})$  خواهد بود که به‌صورت زیر به‌دست می‌آید:

<sup>2</sup> Tanaka

<sup>1</sup> BMI

## پیش‌بینی عارضه کلیوی بیمار دیابتی

هدف پیش‌بینی نفروپاتی است. از داده‌های GFR بیمار دیابتی که در واقع بیانگر چگونگی عملکرد کلیه است برای این پیش‌بینی استفاده شده است. در این مدل از داده‌های گذشته که همان نتایج آزمایش‌های قبلی بیمار است برای پیش‌بینی افق دورتری از GFR و در نهایت پیش‌بینی عارضه کلیوی استفاده می‌شود. محاسبه‌ی GFR چندین فرمول دارد که در اینجا از فرمول زیر که متداول‌تر است استفاده شده است. البته یکی از مزایای در نظر

گرفتن فازی داده‌ها در اینجا این است که در نظر گرفتن فازی باعث می‌شود ابهام موجود در محاسبه از فرمول‌های مختلف نیز تا حدودی در نظر گرفته شود.

(۶)

$$GFR = (140 - Age) \times \frac{Weight}{pcr} \times 72$$

سطوح بیماری‌های مزمن کلیوی<sup>۱</sup> براساس مقدار GFR در جدول ۱ آمده است. فازی سازی داده‌ها براساس این سطوح انجام می‌شود.

جدول ۱- مراحل بیماری‌های مزمن کلیوی براساس سطوح سرعت فیلتراسیون گلومرولی

سطح بیماری‌های مزمن کلیوی (CKD)	سطح سرعت فیلتراسیون گلومرولی (GFR)
سطح ۱	≥۹۰
سطح ۲	۶۰-۸۹
سطح ۳	۳۰-۵۹
سطح ۴	۱۵-۲۹
سطح ۵	<۱۵

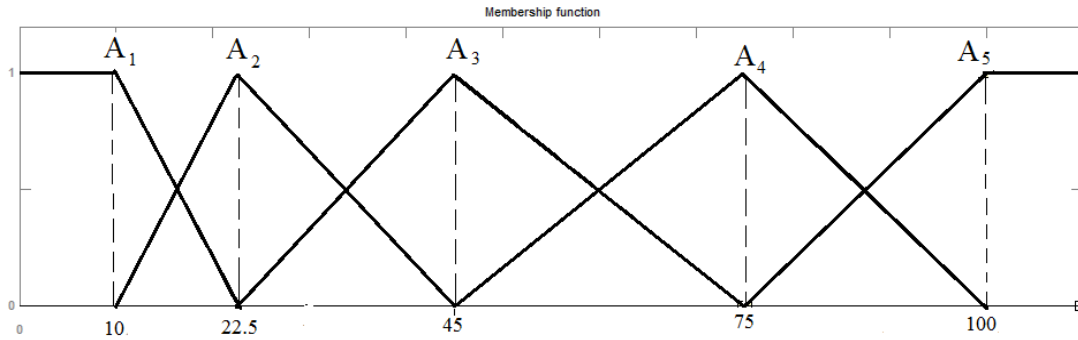
یک مجموعه فازی در نظر گرفته می‌شود. مجموعه‌های فازی به گونه‌ای انتخاب شده است که مرکز هر مجموعه فازی نقطه‌ی میانی بازه‌ها در هر سطح است و نقاط پشتیبان هر مجموعه فازی نقاط میانی مجموعه قبل و بعد هست. این به آن معنی است که به جای هر داده‌ی قطعی آن را به صورت یکی از این مجموعه‌های فازی در نظر می‌گیریم که با توجه به دلایل بیان شده در بخش مقدمه منطقی به نظر می‌رسد.

داده‌های مورد استفاده مربوط به بیمار دیابتی ۶۲ ساله که به مدت ۴ سال هر سه ماه یکبار برای چکاپ به کلینیک دیابت پارسین مشهد مراجعه کرده است جمع‌آوری شده است. بیمار انتخابی بیماری خاص دیگری نداشته است.

پیش‌بینی GFR طی مراحل زیر انجام خواهد شد:

مرحله ۱- تعریف مجموعه‌های فازی براساس سطوح GFR مجموعه‌های فازی به صورتی که در شکل ۱ مشاهده می‌شود براساس سطوح مختلف در نظر گرفته می‌شود. برای هر سطح

<sup>۱</sup> - CKD



شکل ۱- توابع عضویت فازی

مرحله ۲- فازی سازی داده های بیمار که با رابطه ی ۶ محاسبه شده است.

بعد از تعریف مجموعه های فازی باید داده ها را براساس این مجموعه های فازی، فازی سازی کرد. به عنوان مثال مقدار GFR داده ی اول ۶۷,۰۹ بوده است که بعد از فازی سازی A<sub>4</sub> خواهد بود.

مرحله ۵- ارزیابی کارایی مدل

بعد از غیرفازی سازی مقادیر پیش بینی شده، خطای جذر میانگین مربعات<sup>۱</sup> و ضریب تعیین<sup>۲</sup> برای مقایسه کارایی مدل استفاده می شود که به صورت زیر تعریف می شوند:

(۷)

$$SSE = \sum_{i=1}^n (actual\ value(t) - predicted\ value(t))^2 \quad (۸)$$

$$SST = \sum_{i=1}^n \overline{(actual\ value(t) - predicted\ value(t))^2} \quad (۹)$$

$$RMSE = \sqrt{SSE/n} \quad (۱۰)$$

$$R^2 = 1 - (SSE/SST)$$

مقدار RMSE هر چه کمتر باشد یعنی خطای مدل کمتر است. R<sup>2</sup> بین ۰ تا ۱۰۰ درصد تغییر می کند و هر چه بزرگتر باشد به این معنی است که مدل توانایی بیشتری داشته است. نتایج در جدول و شکل ۲ و جدول ۲ ارائه شده است. نتایج در جدول و شکل نشان می دهد که خطا در مدل رگرسیون فازی حدود ۵۸ درصد کاهش یافته است. همچنین R<sup>2</sup> به میزان قابل توجهی بهبود یافته است.

مرحله ۳- پیش بینی GFR با مدل رگرسیون فازی

مقدار GFR با مدل رگرسیون فازی که در بخش قبل توضیح داده شد پیش بینی خواهد شد. فرض می شود که رابطه ی GFR با مدل فازی  $\hat{Y}_i = A_0 + A_1 x_{i1}$  توصیف می شود. که ورودی x و خروجی  $\hat{Y}$  به ترتیب مقدار هر لحظه GFR(t) و مقدار لحظه بعد GFR(t+1) هستند. بعد از اعمال مدل ضرایب A<sub>0</sub>, A<sub>1</sub> تعیین می شوند و با این مدل می توان با داشتن مقدار فازی آینده GFR را تعیین کرد.

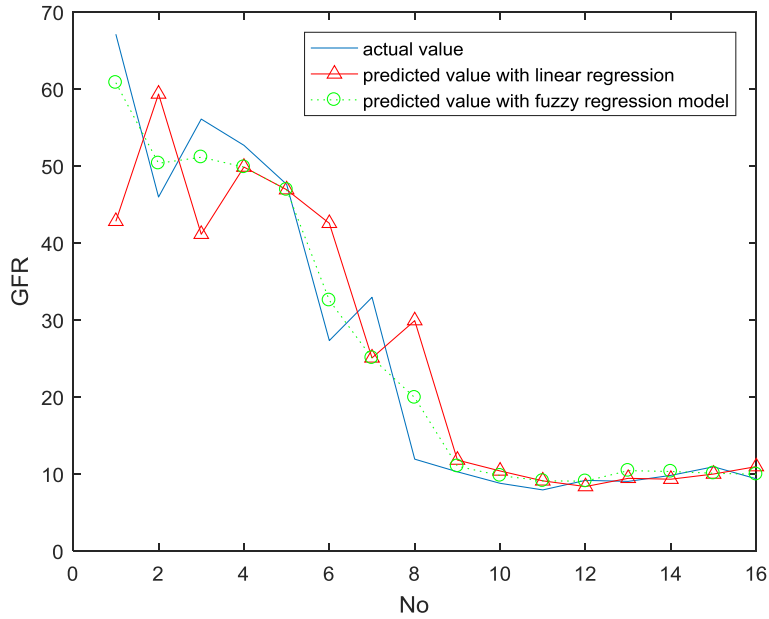
در این بیمار مدل رگرسیون ساده به صورت  $\hat{Y}_i = 1.53 + 0.83x_{i1}$  و رگرسیون فازی به صورت  $\hat{Y}_i = (1.88, 2.55, 3.22) + (0.23, 0.83, 1.43)x_{i1}$  است.

مرحله ۴- غیرفازی سازی مقادیر پیش بینی

برای غیرفازی سازی مقادیر پیش بینی از غیرفازی ساز میانگین مراکز استفاده شده است.

<sup>2</sup> R<sup>2</sup>

<sup>1</sup> RMSE



شکل ۲- پیش‌بینی GFR با دو مدل رگرسیون خطی ساده و مدل رگرسیون فازی

جدول ۲- مقایسه RMSE

مدل	RMSE	$R^2$
رگرسیون خطی ساده	۱۰/۰۹	٪۷۵/۴
رگرسیون فازی	۴/۲۴	٪۹۶/۲

نتایج به‌دست آمده از شکل‌ها و مقایسه خطا نشان می‌دهد همان‌طور که انتظار می‌رفت مدل رگرسیون فازی توانایی بیشتری در پیش‌بینی دارد و می‌توان با تکیه بر آن آینده بیماری را با همین روند تغییرات پیش‌بینی کرد و تمهیدات لازم برای تغییر روند تغییرات و به تعویق انداختن نفروپاتی اندیشید. با توجه به اینکه در سال‌های اخیر پزشکی شخصی مورد توجه محققان واقع شده است، تحقیقاتی که روند بیماری را برای بیمار خاص مورد بررسی قرار می‌دهد مفید خواهد بود. همچنین مدل ارائه شده برای دیگر بیماران نیز قابل استفاده است.

### سپاسگزاری

بدینوسیله از همکاری و مساعدت کلینیک دیابت پارسیان مشهد و مرکز تحقیقات دیابت پژوهشکده‌ی علوم غدد و متابولیسم دانشگاه علوم پزشکی تهران سپاسگزاری به‌عمل می‌آید.

### بحث

بیماری دیابت یک بیماری کنترلی است. پیشگیری و به تعویق انداختن عوارض بیماری دیابت از اهمیت زیادی برخوردار است. در این مقاله هدف این بوده است که با توجه به پیشینه‌ی بیمار دیابتی، نفروپاتی که یکی از عوارض دیابت است در بیمار پیش‌بینی شود. با این پیش‌بینی پزشک می‌تواند با تنظیم دوز دارو در به تعویق انداختن این عارضه کمک کند. در این تحقیق از داده‌های GFR گذشته برای پیش‌بینی GFR در آینده استفاده می‌شود. با توجه به اینکه داده‌ها در حوزه‌ی پزشکی دارای عدم قطعیت و ابهام است استفاده از مدل‌های فازی برای در نظر گرفتن این ابهامات مفید به‌نظر می‌رسد. همچنین با توجه به اینکه تعداد داده‌ها کم است مدل رگرسیون مدلی مناسب است. بنابراین مدل رگرسیون فازی برای این پیش‌بینی استفاده شد.

## مآخذ

۱. رضایی قلعه نصراله، سیادت فرشید، مشیدی پوریا، سیادت نوید. بررسی گذشته نگر کارایی شبکه‌ی عصبی مصنوعی در پیش‌بینی دوز مناسب انسولین در بیماران دیابتی بستری شده جهت کنترل سطح قندخون. *مجله‌ی غدد درون ریز و متابولیسم ایران* ۱۳۸۴؛ ۷:۴۲۳-۶.
۲. تهامی سید احسان، قوچانی سعید راحتی. مقایسه‌ی شبکه عصبی خود بازگشتی المن و شبکه عصبی پرسپترون سه لایه به منظور پیش‌بینی نوسانات سطح قند خون بیماران مبتلا به دیابت نوع یک. *دوازدهمین کنفرانس بین‌المللی انجمن کامپیوتر ایران دانشگاه شهید بهشتی*.
3. B Larijani FZ. Epidemiology of diabetes mellitus in Iran. *J Diabetes Metab Disord* 2002;1(1):1-8.
4. Li J, Kuang Y, Mason CC. Modeling the glucose-insulin regulatory system and ultradian insulin secretory oscillations with two explicit time delays. *J Theor Biol* 2006; 242(3):722-35.
5. Gogou G, Maglaveras N, Ambrosiadou BV, Goulis D, Pappas C. *A neural network approach in diabetes management by insulin administration*. Vol. 25, Journal of Medical Systems. 2001. p. 119-31.
6. Georga EI, Protopappas VC, Ardigo D. Multivariate prediction of subcutaneous glucose concentration in type 1 diabetes patients based on support vector regression. *IEEE J Biomed Heal Informatics* 2013; 17(1):71-81.
7. Zecchin C, Facchinetti A, Sparacino G, De Nicolao G, Cobelli C. Neural network incorporating meal information improves accuracy of short-time prediction of glucose concentration. *IEEE Trans Biomed Eng* 2012; 59(6):1550-60.
8. Reifman J, Rajaraman S, Gribok A, Ward WK. Predictive monitoring for improved management of glucose levels. *J Diabetes Sci Technol* 2007; 1(4):478-86.
9. Gani A, Gribok A V., Rajaraman S, Ward WK, Reifman J. Predicting subcutaneous glucose concentration in humans: Data-driven glucose modeling. *IEEE Trans Biomed Eng* 2009; 56(2):246-54.
10. Ståhl F, Johansson R. Diabetes mellitus modeling and short-term prediction based on blood glucose measurements. *Math Biosci*. 2009;217(2):101-17.
11. Palerm CC, Bequette BW. Hypoglycemia detection and prediction using continuous glucose monitoring- a study on hypoglycemic clamp data. *J Diabetes Sci Technol* 2007; 1(5):624-9.
12. Noujaim SE, Horwitz D, Sharma M, Marhoul J. Accuracy Requirements for a Hypoglycemia Detector: An Analytical Model to Evaluate the Effects of Bias, Precision, and Rate of Glucose Change. *J Diabetes Sci Technol*. 2016 ;1(5):652-68.
13. Shafaei Bajestani N, Vahidian Kamyad A, Zare A EE. Prediction of retinopathy in diabetic patients using type-2 fuzzy regression model. *Eur J Oper Res* 2018; 264(3):859-69.
14. Bolotin A. Fuzzification of Linear Regression Models with Indicator Variables in Medical Decision Making. In: *IEEE International Conference on Computational Intelligence for Modelling, Control and Automation*. 2005.
15. Pourahmad S, Ayatollahi SMT, Taheri SM, Agahi ZH. Fuzzy logistic regression based on the least squares approach with application in clinical studies. *Comput Math with Appl* 2011; 62(9):3353-65.

## NEPHROPATHY PREDICTION IN DIABETIC PATIENT USING FUZZY REGRESSION MODEL

Narges Shafaei Bajestani<sup>1\*</sup>, Maryam Aradmehr<sup>2</sup>, Ensieh Nasli Esfahani<sup>3</sup>, Behrooz Khiabani tanha<sup>4</sup>

1. Department of Electrical Engineering, Gonabad Branch, Islamic Azad University, Gonabad, Iran

2. Department of Midwifery, School of Nursing and Midwifery, Sabzevar University of Medical Sciences, Sabzevar, Iran

3. Diabetes Research Center, Endocrinology and Metabolism Clinical Sciences Institute, Tehran University of Medical Sciences, Tehran, Iran

4. Parsian Diabetes Research Center, Mashhad, Iran

### ABSTRACT

**Background:** Diabetes is one of the most dangerous and common diseases of the modern world. Since medical research usually has limited data available and medical data is very ambiguous, it seems appropriate to use the fuzzy model to find out the relationship between input and output in medical data. None of the previous articles of fuzzy regression have been used to predict complications of diabetes, including nephropathy. Therefore, in this study, a fuzzy regression model was used to predict nephropathy in a diabetic patient.

**Methods:** In the present study, GFR results of previous patient experiments were used to predict a deeper horizons of GFR and ultimately to predict renal disease. Chronic kidney disease has been stratified based on the amount of GFR, that fuzzy data has been constructed based on these levels. The GFR prediction was performed in the following steps. Step 1: Define fuzzy sets based on the GFR level, which is considered for each level of a fuzzy set. Step 2: Fuzzify patient data Based on fuzzy sets. Step 3: GFR prediction with fuzzy regression model. Step 4: Defuzzifying the predictions. Step 5: Evaluating the model efficiency. The RMSE error is used to compare the performance of the model.

**Results:** The results of GFR prediction showed that comparison RMSE was 10.09 with using simple linear regression model and 4.24 in fuzzy model.

**Conclusions:** fuzzy regression model can predict nephropathy in diabetic patients.

**Keywords:** Prediction, Diabetes, Diabetic Nephropathy, Fuzzy Regression

---

\* University Blvd, Electrical Group, Faculty of Engineering, Islamic Azad University of Gonabad, Khorasan Razavi, Gonabad, Iran. Tel: +989153112291, Email: narges.shafaei@gmail.com