

تخمین سرعت موج فشاری و برشی توده‌سنگ سازند آسماری، در ساختگاه تعدادی از سدهای جنوب غرب ایران، با استفاده از روش عصبی - فازی تطبیق پذیر

فرزانه رضائی^۱، آدرین جلالی^۲ و دکتر حسین معماریان^۳

چکیده

سازند آسماری، به عنوان یکی از معروف‌ترین سازندهای ایران، تعداد زیادی از پروژه‌های بزرگ عمرانی را در خود جای داده است. متأسفانه، داده‌های ژئومکانیکی که با صرف هزینه و زمان زیاد در جریان اجرای این پروژه‌ها فراهم آمده‌اند، در بررسی ساختگاه سازه‌های جدیدتر واقع بر این سازند مورد استفاده قرار نمی‌گیرند. یکی از اهداف تحقیق حاضر، یافتن روشی برای استفاده از این سرمایه بزرگ در راستای کاهش هزینه‌ها و افزایش کارایی اکتشافات ژئومکانیکی سازه‌های جدیدی است که بر روی این سازند احداث می‌شوند. هدف دیگر، بررسی کارایی روش عصبی - فازی تطبیق‌پذیر (انفیس) در مدل‌سازی و تخمین متغیرهای سرعت موج برشی و فشاری است. در این پژوهش، ابتدا نتایج آزمون‌های آزمایشگاهی انجام‌شده بر نمونه‌های برداشت‌شده از ساختگاه هفت سد واقع بر این سازند گردآوری شد. سپس، با استفاده از روش‌های آماری، متغیرهای مستقل مناسب و مجموعه داده‌های دارای طبیعت مشابه برای تخمین متغیرهای سرعت موج فشاری و برشی انتخاب شدند. نهایتاً، کاربرد روش انفیس در تخمین متغیرهای مورد بررسی آزموده شده و مدل‌های حاصل ارائه شدند. با توجه به نتایج به دست آمده، نتیجه گرفته شد که روش ارائه شده در این مقاله؛ شامل انتخاب متغیرهای مناسب، انتخاب مجموعه داده مناسب و مدل‌سازی توسط روش انفیس؛ را می‌توان با موفقیت برای تخمین متغیرهای ژئومکانیکی مذکور به کار برد. همچنین، با استفاده از این روش، می‌توان از داده‌های سازه‌های قبلی برای کمک به شناسایی مقدماتی ساختگاه‌های جدید استفاده کرد.

کلید واژه‌ها: شبکه‌های عصبی - فازی تطبیق‌پذیر، سد، سازند آسماری، سرعت موج فشاری، سرعت موج برشی

Estimation of Compressional and Shear Wave Velocities using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System, in some of dam sites in south west of Iran

Farzaneh Rezaei¹, Adrin Jalali² and Dr. Hossein Memarian³

Abstract

A great number of engineering constructions are located on Asmari Formation, but unfortunately, geomechanical data gathered during the construction of these projects, is never used in future projects located on this formation. One of the objectives of the present paper is to find a new methodology to make it possible to use this huge amount of data, in order to decrease the cost and increase the efficiency of next geomechanical explorations. The other objective of this study is to evaluate the performance of Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System in modeling and estimating of compressional and shear wave velocities. At

۱- کارشناس ارشد مهندسی اکتشاف معدن، دانشکده مهندسی معدن، پردیس دانشکده‌های فنی، دانشگاه تهران، f.rezaei@mines.ut.ac.ir

۲- کارشناس ارشد علوم کامپیوتر، دانشکده ریاضی، آمار و علوم کامپیوتر، دانشگاه تهران، a.jalali@khayam.ut.ac.ir

۳- استاد دانشکده مهندسی معدن، پردیس دانشکده‌های فنی، دانشگاه تهران، memarian@ut.ac.ir

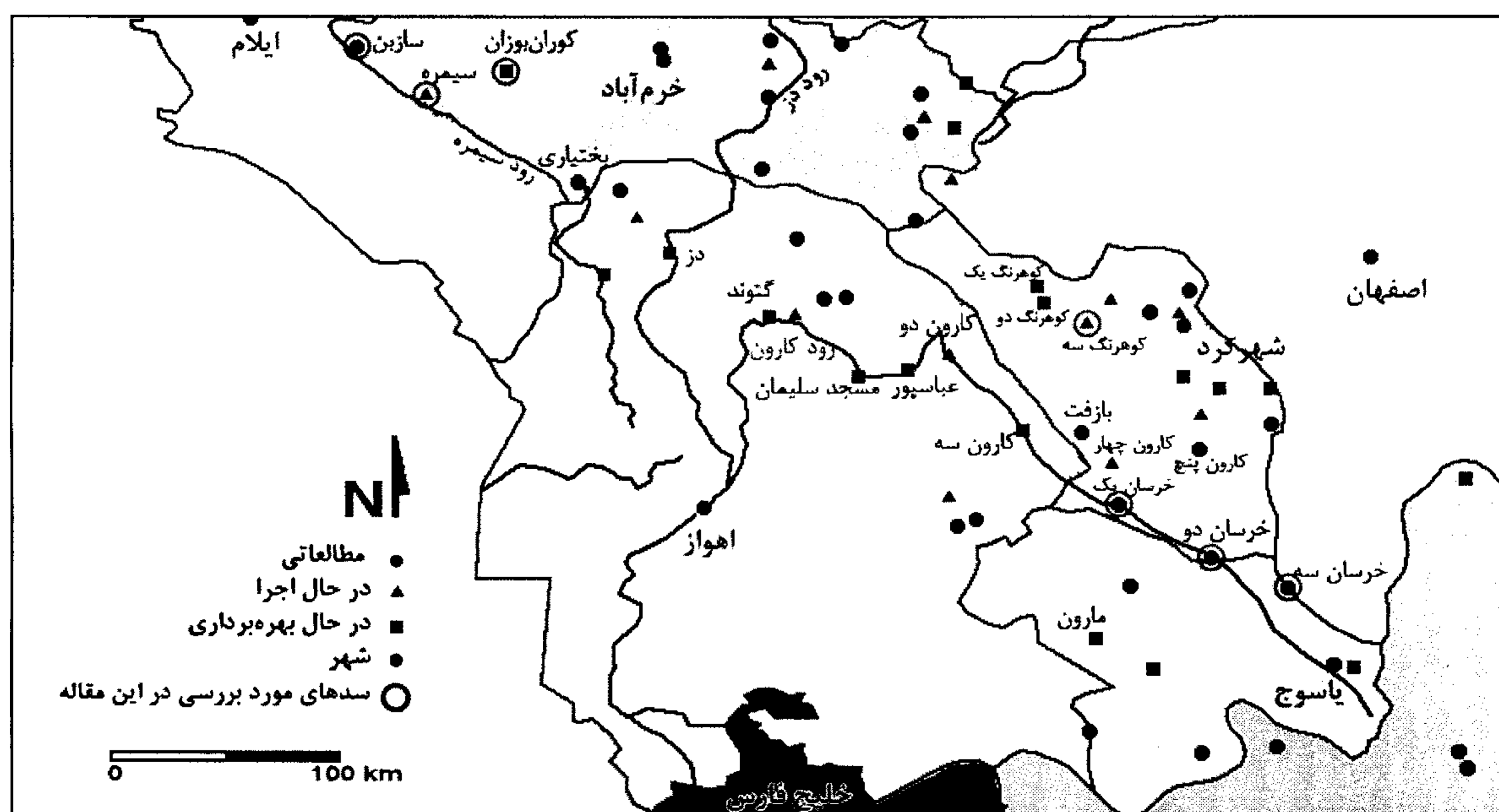
first, the geomechanical laboratory tests results of the samples of 7 damsites located on this formation were gathered. Then, by means of statistical methods, appropriate independent variables and datasets were selected. At last, ANFIS method was employed to predict the compressional and shear wave velocities. The obtained results show that Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System can be successfully used in estimation of wave velocities. Also, using the methodology presented in this paper, data gathered in former geomechanical explorations can be used in future ones, in order to optimize the exploration process.

Keywords: Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems, Dam, Asmari formation, Compressional wave velocity, Shear wave velocity

مقدمه

تعداد قابل توجهی از پروژه‌های نیروگاه‌های برق‌آبی شامل سدها، نیروگاه‌ها و تونل‌های انحراف اشاره نمود. شکل ۱ تعدادی از این سدها و سدهای دیگری را که بر سازندهای همسایه سازند آسماری واقع شده‌اند، نشان می‌دهد.

سازند آسماری، از یک سو به این دلیل که قسمت اعظم منابع نفت و گاز کشور را در خود جای داده است و از سوی دیگر به دلیل احداث پروژه‌های بزرگ مهندسی در آن، به عنوان یکی از سازندهای مهم در پهنه زاگرس شناخته شده است. از جمله پروژه‌های واقع در این سازند، می‌توان به



شکل ۱. جانمایی سدهای واقع در حوزه زاگرس، جنوب غرب کشور

پایداری درازمدت توده سنگ را می‌توان از طریق شناسایی سرعت موج فشاری توده سنگ با دقت مناسبی تخمین زد (Singh et al. 1999). همچنین،

شناسایی خصوصیات فیزیکی و مکانیکی سنگ‌ها نقش بسیار مهمی را در برنامه‌ریزی و اجرای پروژه‌های معدنی و عمرانی ایفا می‌کند. میزان

اندازه‌گیری سرعت‌های موج در تفسیرهای لرزه‌ای توده‌سنگ کاربرد دارد (Holzer et al. 2005). اندازه‌گیری مستقیم این متغیرها مستلزم انجام آزمایش‌های سخت و هزینه‌بر است. بنابراین مدل‌سازی و تخمین سرعت موج فشاری و برشی توده سنگ، می‌تواند بسیار مفید باشد. این مقاله روش مدل‌سازی عصبی-فازی ترکیبی را برای تخمین سرعت‌های موج فشاری و برشی توده سنگ مورد مطالعه قرار داده است. روش ارائه شده موسوم به روش استنتاج عصبی-فازی تطبیق‌پذیر (انفیس)^۱ است. لازم به ذکر است که تمرکز اصلی این مقاله تنها بر چگونگی ساخت مدل عصبی-فازی یاد شده نیست. بلکه، تلاش شده است امکان استفاده از داده‌های به دست آمده از سازه‌های قدیمی‌تر در شناسایی ساختگاه سازه‌های جدید مورد بررسی و آزمون قرار گیرد. در این راستا، داده‌های برداشت شده از هفت سد واقع بر سازند آسماری مورد مطالعه قرار گرفتند. سپس از میان این حجم عظیم از داده‌های ژئومکانیکی، داده‌های سدهایی که روند تغییرات متغیرهای مورد بررسی در آنها مشابه بود، به صورت یک مجموعه داده در آمده و برای تخمین متغیرهای یاد شده به کار برده شدند.

۲. داده‌های مورد بررسی

همانگونه که قبلاً هم مورد اشاره قرار گرفت، هدف پژوهش حاضر، پیش‌بینی سرعت موج فشاری

و برشی توده‌سنگ سازند آسماری با استفاده از سایر خواص ژئومکانیکی این توده‌سنگ است. داده‌های مورد بررسی از ساختگاه‌های سدهای خرسان ۱، خرسان ۳، کارون ۴، کوه‌رنگ ۳، سیمره، سازبن و کوران‌بوزان واقع بر سازند آسماری برداشت شده است. داده‌ها از نوع نقطه‌ای و برداشت شده از گمانه‌های اکتشافی حفر شده در فاز مطالعاتی ساختگاه‌های مذکور است.

متغیرهای ژئومکانیکی مورد استفاده به عنوان ورودی مدل عبارتند از چگالی، تخلخل، مقاومت فشاری تک‌محوری، مدول یانگ و مقاومت برزیلی. تمامی این متغیرها به غیر از متغیر تخلخل بر روی نمونه‌های اشباع‌شده اندازه‌گیری شده‌اند.

۳. سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیق‌پذیر

۳-۱. سیستم‌های فازی

منطق فازی از توسعه تئوری اولیه مجموعه‌های فازی به دست آمده است که در سال ۱۹۶۵ توسط پروفیسور لطفی‌زاده مطرح شد. در منطق کلاسیک متغیرها دو ارزشی هستند. بدین معنی که هر شیء یا عضو یک مجموعه مشخص هست و یا عضو آن مجموعه نیست. در حالیکه در منطق فازی متغیرها می‌توانند تا حدی عضو یک مجموعه خاص به حساب بیایند. به عبارت دیگر، مفهوم بنیادی منطق فازی نسبت دادن درجه عضویت به اعضای یک مجموعه است. از آنجا که این مفهوم با واقعیت‌های دنیای واقعی تطابق بیشتری دارد، با استفاده از این

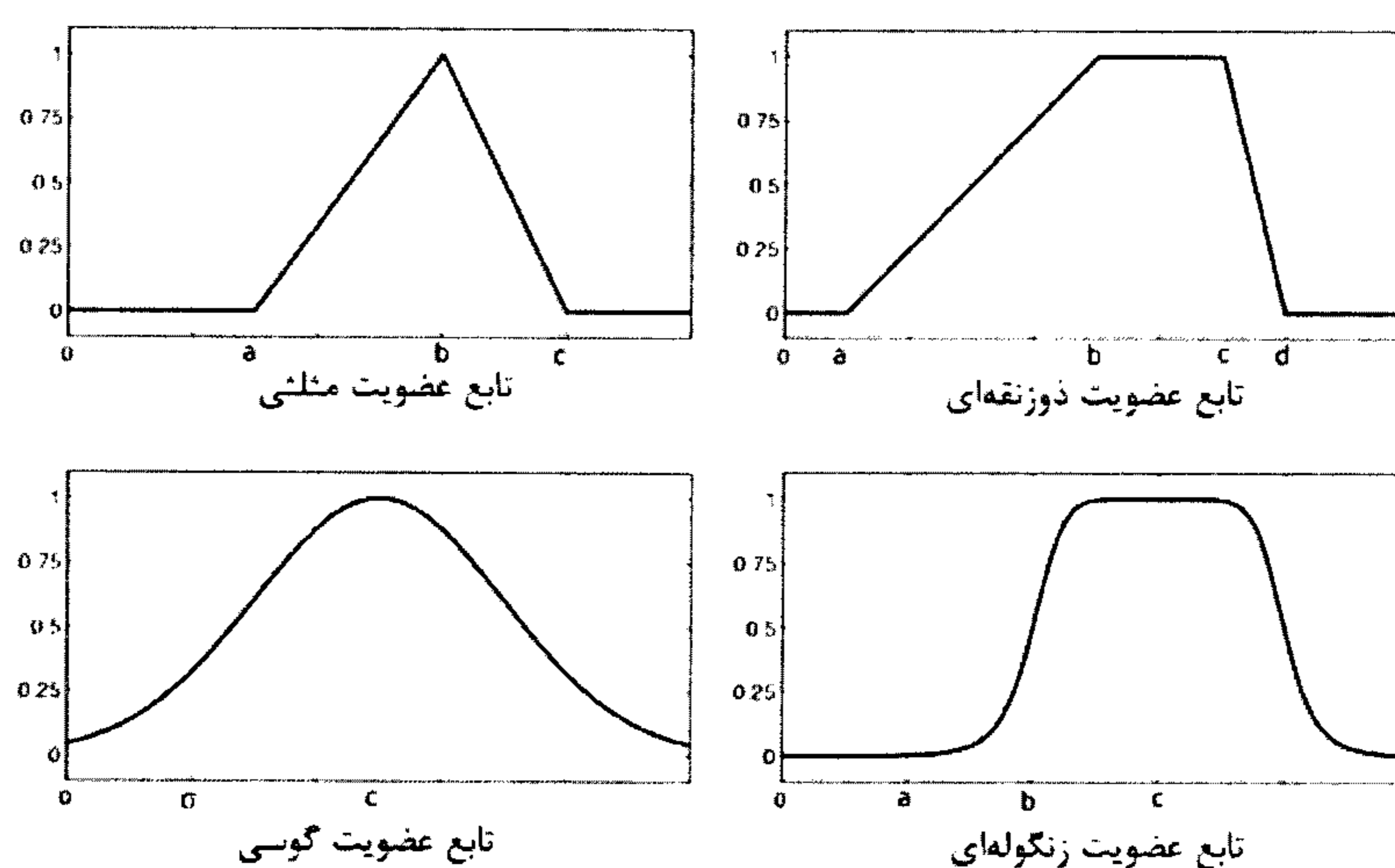
مفهوم می‌توان متغیرهای زبانی را مدل‌سازی نمود (زاهدی ۱۳۷۸، Kremenova 2004 و Zimmermann 1996). ابزاری که برای تبدیل این مفهوم به یک موضوع کاربردی به کار می‌رود تابع عضویت است. توابع عضویت به طور کمی نشان می‌دهند که هر شیء تا چه حد به یک مجموعه متعلق است. این توابع می‌توانند اشکال مختلفی داشته باشند که برخی از آنها در شکل ۲ نمایش داده شده است (زاهدی ۱۳۷۸).

هر تابع عضویت با استفاده از تعدادی پارامتر تعریف می‌شود. بسته به نوع تابع مورد استفاده تعداد این پارامترها تغییر می‌کند. مثلاً، یک تابع عضویت مثلثی با استفاده از نقاط شروع، مرکز و پایان تابع تعریف می‌شود. نحوه انتخاب پارامترهای توابع عضویت یکی از مهم‌ترین جنبه‌های مطرح در مدل‌سازی فازی است، به طوری که می‌توان ادعا کرد موفقیت مدل‌های فازی تا حد زیادی وابسته به انتخاب توابع عضویت مناسب است (Grima 2000).

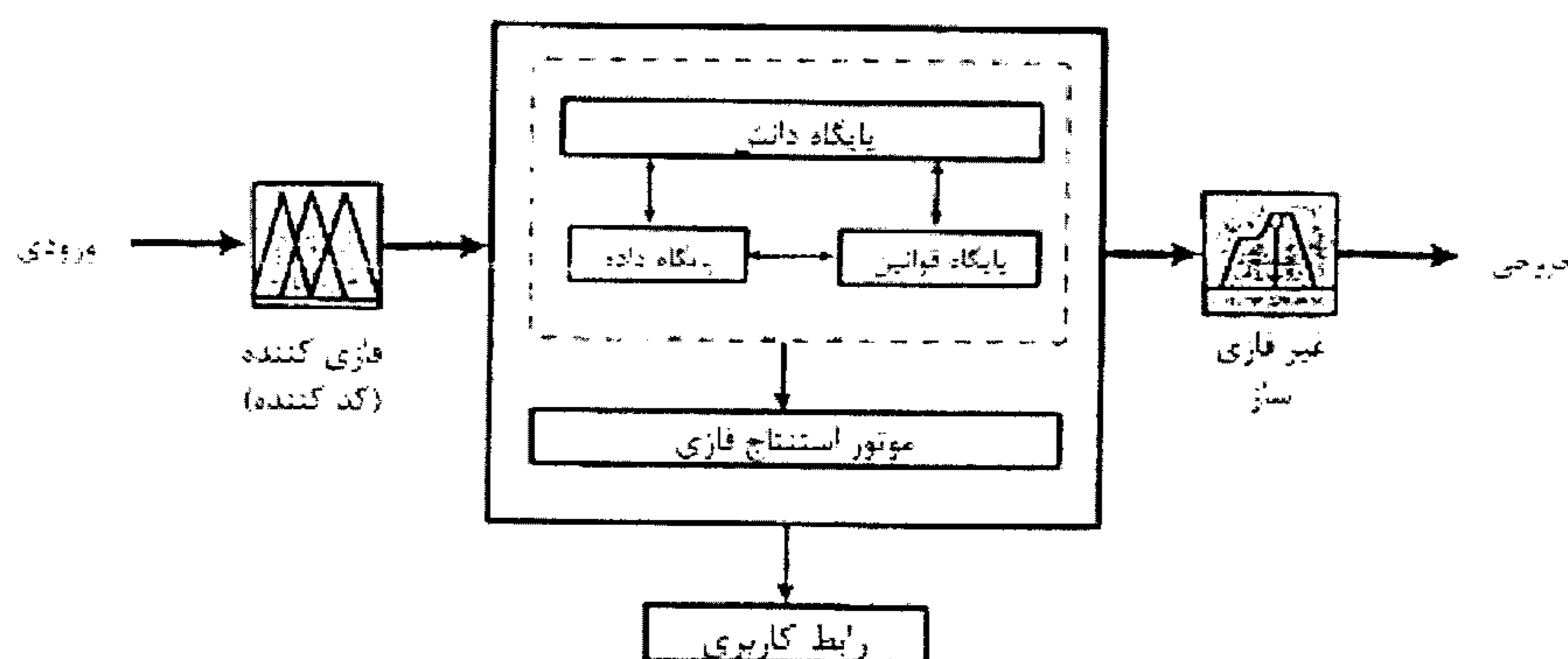
مدل‌های فازی امکان توصیف روابط پیچیده میان داده‌های ورودی و خروجی یک مسئله خاص را با استفاده از مجموعه‌های فازی، منطق فازی و روش‌های استنتاج تقریبی فراهم می‌کند (غضنفری و کاظمی ۱۳۸۲). مدل‌های فازی نیز همانند شبکه‌های عصبی فازی تخمین‌زن‌های عمومی تابع هستند و توانایی تخمین زدن هر نوع تابع پیوسته را با دقت دلخواه دارند (Grima 2000).

از سوی دیگر، مدل‌های فازی سیستم‌های پویا و غیرخطی را با سهولت بیشتری تخمین می‌زنند. مدل‌های فازی مدل‌های بر پایه نقاط^۱ هستند، یعنی ترکیبی از ساختارهای ساده را برای تخمین یک تابع پیچیده به کار می‌برند. یک مدل فازی معمولاً از سه قسمت اصلی تشکیل شده‌اند. این سه قسمت عبارتند از فازی‌ساز، پایگاه دانش و غیرفازی‌ساز (شکل ۳) (زاهدی ۱۳۷۸، Grima 2000 و غضنفری و کاظمی ۱۳۸۲).

پایگاه دانش از یک پایگاه داده، یک پایگاه قوانین و یک موتور استنتاج تشکیل شده است.



شکل ۲- برخی از انواع توابع عضویت مجموعه‌های فازی



شکل ۳- ساختار نمونه یک مدل فازی (Grima 2000)

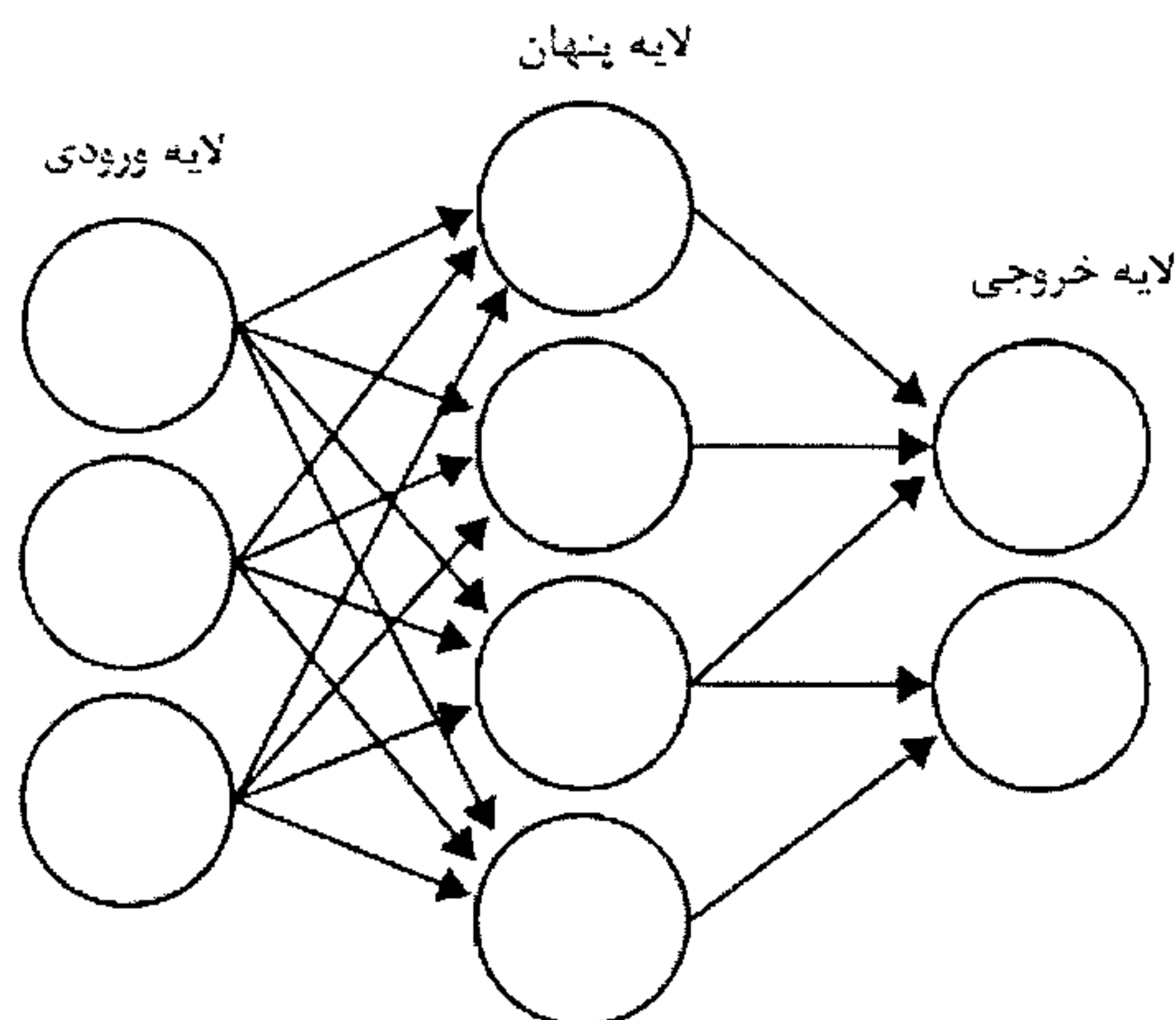
«آنگاه» قوانین به صورت یک تابع ریاضی در می‌آید. الگوریتم تاکاگی-ساگنو مناسب ساختن مدل‌های فازی از روی داده‌های اندازه‌گیری شده و فقدان دانش خبره اولیه نسبت به مسئله مورد بررسی است. نمونه‌ای از قوانین مورد استفاده در این مدل به صورت زیر است:

اگر x با درجه عضویت a متعلق به مجموعه A است و/یا y با درجه عضویت b متعلق به مجموعه B است، آنگاه z با قطعیت $f(a,b)$ برابر با $r \times x + s \times y + t$ است.

دانش خبره موجود در سیستم به صورت قوانین «اگر - آنگاه» در پایگاه دانش ذخیره شده است. موتور استنتاج، هسته اصلی مدل فازی است و روش کار آن از روش تفکر انسان الهام گرفته شده است (زاهدی ۱۳۷۸، Grima 2000 و غضنفری و کاظمی ۱۳۸۲).

تاکنون الگوریتم‌های مدل‌سازی فازی متعددی ارائه شده‌اند. دو نمونه از پرکاربردترین الگوریتم‌های مطرح شده، الگوریتم‌های فازی ممدانی و تاکاگی-ساگنو هستند. در مدل فازی تاکاگی-ساگنو بخش

سیستم‌های فاقد قوانین فیزیکی مشخص به کار برد (Grima 2000). این شبکه‌ها می‌توانند الگوهای حاکم بر داده‌ها را که معمولاً از چشم افراد غیر متخصص پنهان می‌ماند شناسایی کنند (Singh et al. 2005).



شکل ۴- معماری سه لایه یک شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی انواع مختلفی دارند که با یکدیگر در نوع پیکربندی شبکه، الگوریتم کنترل و الگوریتم آموزش تفاوت دارند (Kasabov 1995). الگوریتم کنترل، واکنش شبکه نسبت به یک سیگنال ورودی را تعیین می‌کند و دو نوع اصلی دارد: شبکه‌های پیشرو و شبکه‌های بازگشتی. شبکه‌های عصبی معمولاً دارای یک تابع تحریک ثابت (برای مثال تابع سیگموئید) و وزن‌های قابل تنظیم هستند. بر اساس نوع آموزشی که بر شبکه اعمال می‌شود، می‌توان شبکه‌ها را به دو دسته آموزش با ناظر و آموزش بدون ناظر تقسیم نمود. آموزش با ناظر زمانی اعمال می‌شود که هم داده‌های ورودی و هم داده‌های خروجی برای آموزش شبکه در دست است. با استفاده از یک روش آموزش شبکه مانند

در این قوانین پارامترهای مختلفی وجود دارند. یک دسته از این پارامترها مربوط به توابع عضویت تعریف شده بر مجموعه‌های فازی A و B هستند. این پارامترها، پارامترهای مقدم نامیده می‌شوند. دسته دیگر، پارامترهای مربوط به تابع ریاضی قسمت «آنگاه» قانون فازی است. این پارامترها نیز پارامترهای مؤخر نامیده می‌شوند. تاکاگی و سوگنو ترکیبی از یک روش برنامه‌ریزی غیرخطی برای تعیین پارامترهای مقدم و یک روش کمترین مربعات تکراری برای تعیین پارامترهای مؤخر استفاده کردند (Grima 2000). مدل‌های تاکاگی-سوگنو توانایی مدل‌سازی توابع شدیداً غیرخطی را با استفاده از تعداد کمی قانون فازی دارند (زاهدی ۱۳۷۸).

۲-۳. شبکه‌های عصبی مصنوعی

اساس کار شبکه‌های عصبی الهام گرفته از سیستم مغز موجودات زنده است. مانند آنچه که در شکل نشان داده شده است، هر شبکه عصبی شامل تعدادی نرون و ارتباطات بین آنها است. این شبکه‌ها معمولاً یک معماری چند لایه و یک پیکربندی شدیداً موازی دارند. لایه اول لایه ورودی، لایه آخر لایه خروجی و لایه‌های وسط لایه‌های پنهان نام دارند (غضنفری و کاظمی ۱۳۸۲ و Fuller 1995).

امروزه ثابت شده است که شبکه‌های عصبی سه‌لایه پیشرو می‌توانند هر نوع تابع غیرخطی پیوسته را تقریب بزنند. بنابراین می‌توان این روش را برای تخمین توابع غیرخطی ناشناخته موجود در

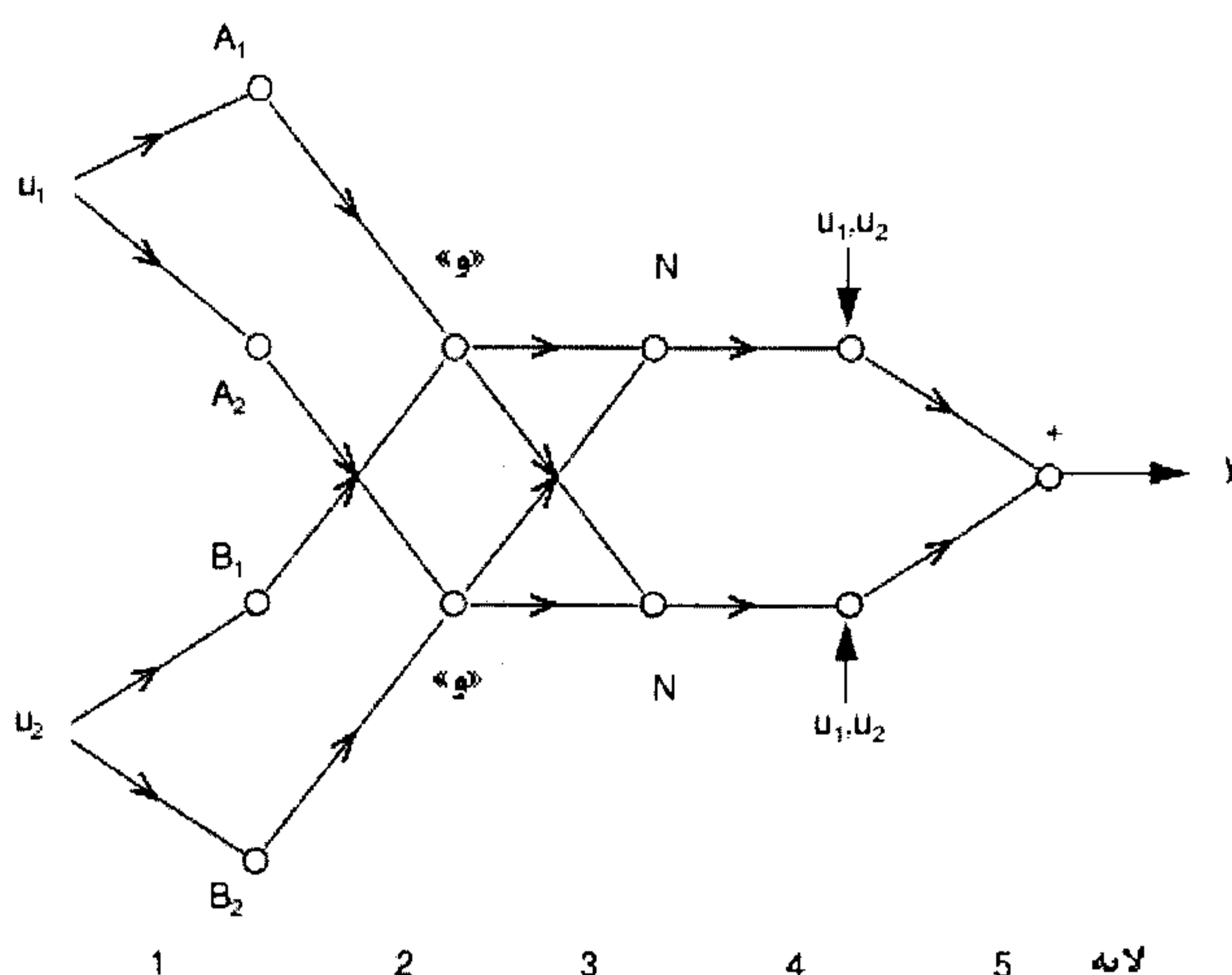
روش پس‌انتشار خطا که بر پایه روش کاهش گرادیان عمل می‌نماید، می‌توان وزن‌های شبکه را با هدف کمینه کردن یک تابع خاص (معمولاً تابع خطا) تغییر داد. در روش پس‌انتشار خطا هر بار یک ورودی به شبکه داده می‌شود و سپس خروجی‌های شبکه محاسبه می‌گردد. خروجی به‌دست آمده با خروجی مطلوب مقایسه شده و میزان خطا به‌دست می‌آید. سپس وزن‌های شبکه بر پایه روش کاهش گرادیان و به نسبت میزان تأثیرشان در خطا تغییر می‌کنند. این فرایند تا جایی که خطای شبکه به یک کمینه قابل قبول همگرا شود، تکرار می‌شود (Fuller 1995 و Kasabov 1995).

۳-۳. سیستم‌های عصبی - فازی تطبیق‌پذیر

همانطور که قبلاً هم اشاره شد، مدل‌های فازی می‌توانند با استفاده از قوانین فازی، دانش خبره را به طور واضح نمایش دهند. با این حال، این مدل‌ها فاقد قابلیت یادگیری هستند. همچنین اگر تعداد متغیرهای ورودی مدل زیاد شود، انتخاب توابع عضویت و قوانین مدل و تنظیم پارامترهای مدل بسیار مشکل خواهد شد. این مشکلات را می‌توان با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری برپایه مشتق از شبکه‌های عصبی، مانند روش پس‌انتشار خطا، حل کرد. به این ترتیب می‌توان پارامترهای توابع عضویت مدل فازی را به صورت خودکار بهینه کرد (Grima 2000). رویکردهایی که از ترکیب مدل‌های فازی و شبکه‌های عصبی ایجاد شده‌اند، رویکردهای

عصبی-فازی می‌گویند. این رویکردها قابلیت‌های یادگیری شبکه‌های عصبی را دارند، اما مشکلات آنها مانند عدم توانایی استفاده از شناخت اولیه موجود نسبت به مسئله و غیرقابل تفسیر بودن را ندارند (Grima 2000 و Fuller 1995). معماری مدل‌های عصبی - فازی توسط قوانین و مجموعه‌های فازی تعیین می‌شود. به عبارت دیگر لازم نیست پارامترهای شبکه مانند تعداد لایه‌های پنهان را تعیین نمود. لازم به ذکر است که استفاده توأم شبکه‌های عصبی و سیستم‌های فازی به چند حالت امکان‌پذیر است که تفاوت آنها در میزان ادغام دو روش است. در اینجا به روش حاصل از ادغام کامل این دو مؤلفه اشاره می‌شود (Grima 2000).

رویکرد عصبی-فازی مورد اشاره در این مقاله، مدل سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیق‌پذیر (انفیس) نام دارد. شبکه مورد نظر یک شبکه پیشروی پنج‌لایه به صورت شکل است. این مدل در حقیقت یک مدل فازی تاکاگی-سوگنو است (Grima 2000، Fuller 1995 و Singh et al. 2005).



اگر u_1 برابر با A_1 و u_2 برابر با B_1 باشد، آنگاه y_1 برابر است با $c_{11}u_1 + c_{12}u_2 + c_{10}$
اگر u_1 برابر با A_2 و u_2 برابر با B_2 باشد، آنگاه y_2 برابر است با $c_{21}u_1 + c_{22}u_2 + c_{20}$

شکل ۵- معماری شبکه انفیس دارای دو قانون

۳-۱-۳. معماری انفیس

قدرت آتش شدن تمام قوانین محاسبه می کنند. خروجی این لایه قدرت آتش شدن نرمال شده نام دارد. در لایه چهارم مقدار خروجی هر قانون تعیین می شود. این لایه دارای گره های قابل تنظیم است. تابع تحریک این گره ها به صورت فرمول (۱) است.

$$\bar{w} = w_i(p_i x + q_i y + r_i) \quad (1)$$

که در آن w_i قدرت آتش شدن نرمال شده و p_i و q_i و r_i پارامترهای مؤخر مدل می باشند. در نهایت در لایه پنجم، مقادیر خروجی نرون های لایه چهارم توسط یک نرون ثابت با یکدیگر جمع می شوند (Fuller 1995 و Grima 2000).

۳-۲-۳. آموزش شبکه انفیس

آموزش این شبکه در دو مرحله انجام می پذیرد که این دو مرحله تا رسیدن به شرایط پایدار تکرار می گردند. در مرحله اول فرض می شود که پارامترهای

این شبکه از لحاظ دارا بودن تعدادی نرون و ارتباطات میان آنها مشابه شبکه های عصبی است، اما از نظر مفهومی مانند سیستم های خبره فازی، عمل می کند (Fuller 1995). در لایه اول این شبکه، تمام گره ها گره های عملیاتی هستند. به طور کلی، لایه اول عمل توابع عضویت را به عهده دارد. پارامترهای مقدم که قبلاً معرفی شدند، در این نرون ها نهان هستند. در لایه دوم، نرون ها سیگنال های ورودی را با استفاده از یک عملگر تی-نرم^۱ ترکیب می کنند و حاصل را به لایه بعدی می فرستند. خروجی هر گره نماینده قدرت آتش شدن^۲ هر قانون است. هیچ پارامتر قابل تنظیمی در این لایه قرار ندارد. در لایه سوم نیز تمام گره ها ثابت و بدون تغییر هستند و نسبت قدرت آتش شدن هر قانون را به مجموع

1- T-norm
2- Firing Strength

مدل‌های عصبی-فازی باید بهینه باشد. به این معنی که تعداد متغیرهای ورودی باید به گونه‌ای انتخاب شود که مدل بیش از حد پیچیده نشود و وضوح و تفسیرپذیری خود را از دست ندهد (Grima 2000). بنابراین لازم است پیش از استفاده از روش عصبی-فازی برای مدل‌سازی متغیرهای مذکور، مناسب‌ترین متغیرهای ورودی برای تخمین سرعت موج فشاری و برشی انتخاب شود.

در تحقیق حاضر، برای انتخاب متغیرهای مناسب از روش‌های آماری و مطالعه همبستگی بین متغیرها استفاده شده است. ابتدا همبستگی میان متغیرهای مورد بررسی و متغیرهای سرعت موج فشاری و برشی، با استفاده از مجموعه داده‌های هر هفت سد، اندازه‌گیری شد. سپس، متغیرهایی که بالاترین ضرایب همبستگی با سرعت موج فشاری و برشی را نشان دادند، برای ادامه بررسی‌ها انتخاب شدند. ضرایب همبستگی به دست آمده در جدول ۱ نمایش داده شده است.

جدول ۱- ضرایب همبستگی بین متغیرهای سرعت موج فشاری و برشی و سایر متغیرهای ژئومکانیکی (در مجموعه داده‌های تمام سدها)

سرعت موج فشاری (m/s)	سرعت موج برشی (m/s)	
۰/۵۳۴	۰/۶۵۷	چگالی (gr/cm^3)
-۰/۱۷۸	-۰/۶۲۸	تخلخل (%)
۰/۳۰۶	۰/۶۱۱	مقاومت فشاری تک‌محوری (MPa)
۰/۴۱۱	۰/۶۰۵	مدول یانگ (MPa)
-۰/۵۲۲	۰/۲۹۲	آزمون مقاومت برزیلی (GPa)

مقدم مربوط به توابع عضویت ثابت هستند. با این فرض، خروجی‌های به‌دست آمده به صورت خطی وابسته به پارامترهای مؤخر می‌شوند. بنابراین این پارامترها را می‌توان با استفاده از روش رگرسیون و کمترین مربعات خطا بهینه نمود. به این مرحله، مرحله پیشرو گویند. در مرحله بعد، پارامترهای مؤخر ثابت فرض می‌شوند و پارامترهای مقدم با استفاده از روش پس‌انتشار خطا مبتنی بر کاهش گرادیان، تنظیم می‌شوند. لازم به ذکر است که در این مرحله تنها پارامترهای مقدم به‌روز رسانی می‌شوند. به این معنی که انتشار خطا به سمت عقب تاثیری در پارامترهای لایه‌های ۲ تا ۵ ندارد و این لایه‌ها فقط خطا را به عقب می‌فرستند. به این مرحله، مرحله پسرو می‌گویند (Fuller 1995).

باید توجه داشت که ممکن است شبکه انفیس آموزش‌دیده دارای اشکالات مفهومی باشد. برای مثال ممکن است که دو تابع عضویت به مفهوم یا عبارت زبانی یکسانی مربوط شوند. روش‌های گوناگونی برای غلبه بر این مشکل وجود دارد. یکی از این راه‌حل‌ها تعریف کردن محدودیت‌هایی در الگوریتم آموزش شبکه است. اشاره به این نکته لازم است که جنبه مفهومی مدل‌های عصبی-فازی باید همواره مورد توجه قرار گیرند (Grima 2000).

۴. پردازش آماری داده‌ها

تمام متغیرهای ژئومکانیکی اندازه‌گیری شده در ساختگاه‌های مورد بررسی مستقل از هم نیستند و بین برخی از آنها همبستگی بالایی وجود دارد. از سوی دیگر، تعداد متغیرهای مورد استفاده به عنوان ورودی

تخمین‌زننده، ضرایب همبستگی واقعی به دست می‌آیند. این ضریب با استفاده از رابطه (۲) به دست می‌آید:

$$\rho_{XYZ} = \frac{\rho_{XY} - \rho_{XZ}\rho_{YZ}}{\sqrt{1 - \rho_{XZ}^2}\sqrt{1 - \rho_{YZ}^2}} \quad (2)$$

که در آن ρ_{XY} همبستگی بین دو متغیر X و Y است.

نتایج این اندازه‌گیری در جدول ۲ آورده شده است. با توجه به جدول ۲ می‌توان نتیجه گرفت که تأثیرگذارترین متغیرها بر روی سرعت موج برشی متغیرهای تخلخل و مدول یانگ هستند. بنابراین می‌توان این متغیرها را به عنوان متغیرهای تخمین‌زننده برای متغیر سرعت موج برشی انتخاب نمود.

پس از انتخاب متغیرهای مورد استفاده، لازم است مجموعه داده‌های مورد بررسی را از لحاظ طبیعت داده‌ها و روندهای کلی حاکم با هم مقایسه کنیم. از این طریق می‌توان داده‌های دارای روند تغییرات مشابه را با هم ترکیب کرد و به صورت یک مجموعه داده واحد برای پردازش‌های بعدی مورد استفاده قرار داد.

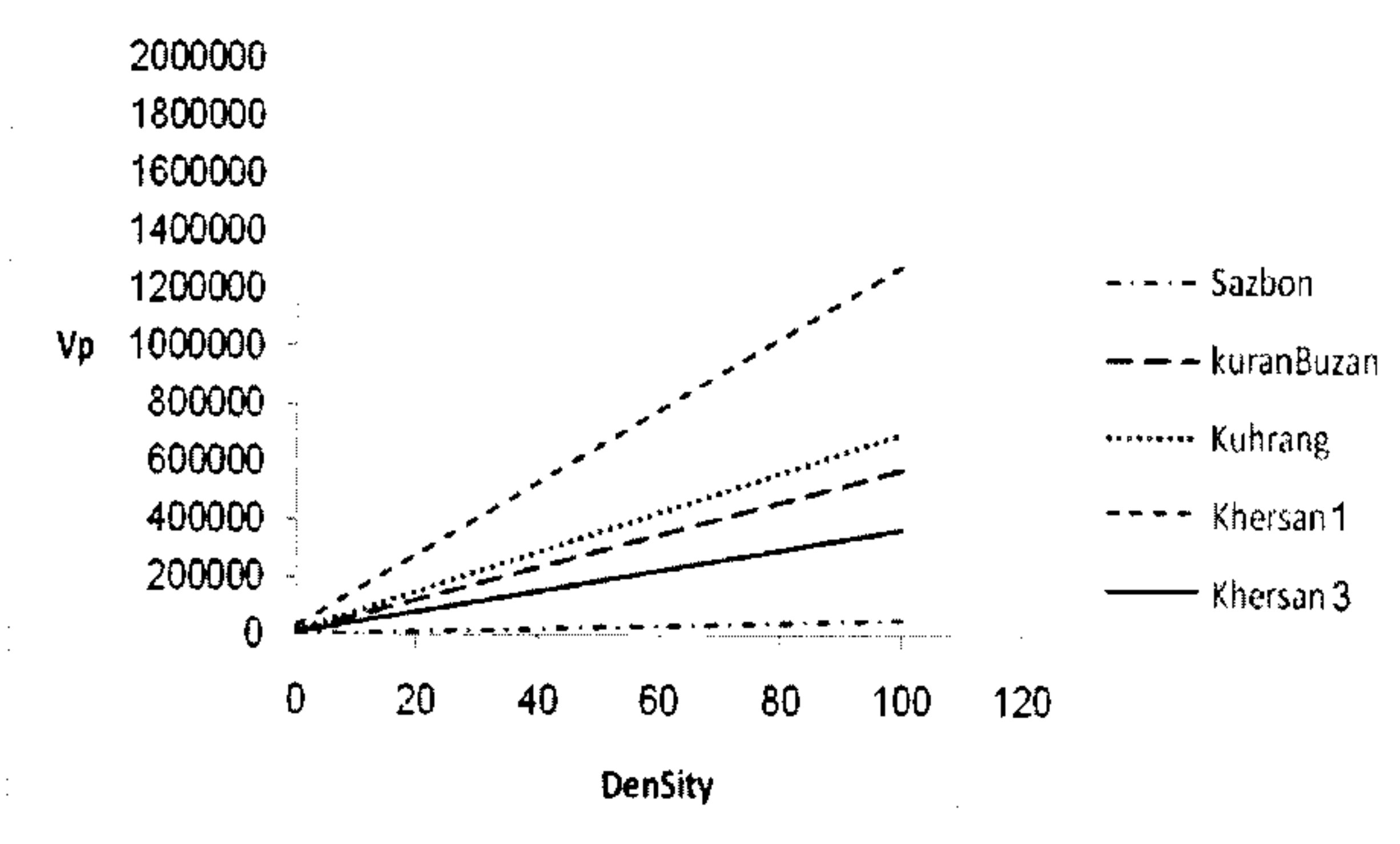
در این پژوهش، برای شناسایی روند تغییرات حاکم بر داده‌های مورد بررسی از روش رگرسیون خطی استفاده شده است. با استفاده از رگرسیون خطی، مناسب‌ترین خط بر داده‌های مورد بررسی برازش داده می‌شود و سپس خط‌های برازش داده شده با یکدیگر مقایسه می‌شوند. شباهت روند خط‌های برازش داده شده می‌تواند به عنوان نشانه‌ای

جدول ۲- ضرایب همبستگی جزئی بین متغیر سرعت موج برشی با متغیرهای انتخاب‌شده (در مجموعه داده‌های تمام سدها)

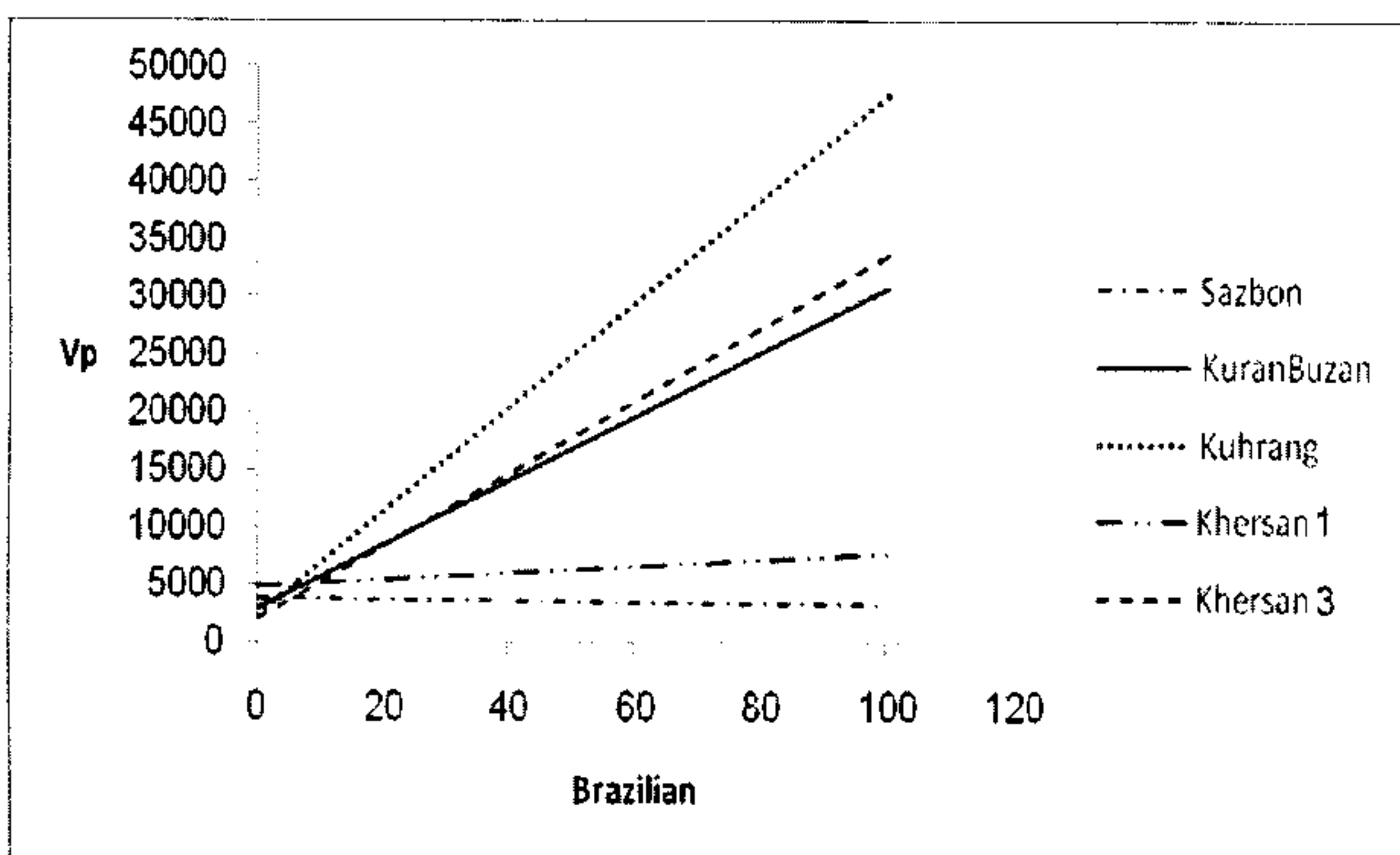
نام پارامتر تخمین‌زننده	نام پارامتر اثرگذار	ضریب همبستگی جزئی با سرعت موج برشی
چگالی (gr/cm^3)	تخلخل (%)	۰/۲۷۹
تخلخل (%)	چگالی (gr/cm^3)	-۰/۵۲۶
مدول یانگ (MPa)	مقاومت فشاری تک‌محوری (MPa)	۰/۵۵۲
مقاومت فشاری تک‌محوری (MPa)	مدول یانگ (MPa)	۰/۲۹۱

لازم به ذکر است که متغیر سرعت موج فشاری تنها با متغیرهای چگالی و مقاومت برزیلی بیش از ۵۰ درصد همبسته است. در حالیکه متغیر سرعت موج برشی با چهار متغیر چگالی، تخلخل، مدول یانگ و مقاومت فشاری تک‌محوری همبستگی بیش از ۶۰٪ نشان می‌دهد. با توجه به اینکه متغیرهای همبسته با سرعت موج برشی، خود با هم همبسته هستند، نمی‌توان همه آنها را به عنوان متغیر مستقل انتخاب نمود. زیرا همبستگی بالای بین متغیرهای مستقل می‌تواند موجب افزایش غیرواقعی همبستگی این متغیرها با متغیر وابسته (در اینجا متغیر سرعت موج برشی) شود. بنابراین لازم است، برای انتخاب بهترین متغیرهای مستقل، همبستگی جزئی این متغیرها با متغیر سرعت موج برشی را اندازه‌گیری نمود. ضریب همبستگی جزئی^۱ درجه شباهت بین دو متغیر تصادفی X و Y را پس از حذف اثر یک متغیر سوم (Z) اندازه‌گیری می‌کند. به این ترتیب، با حذف اثر همبستگی میان پارامترهای

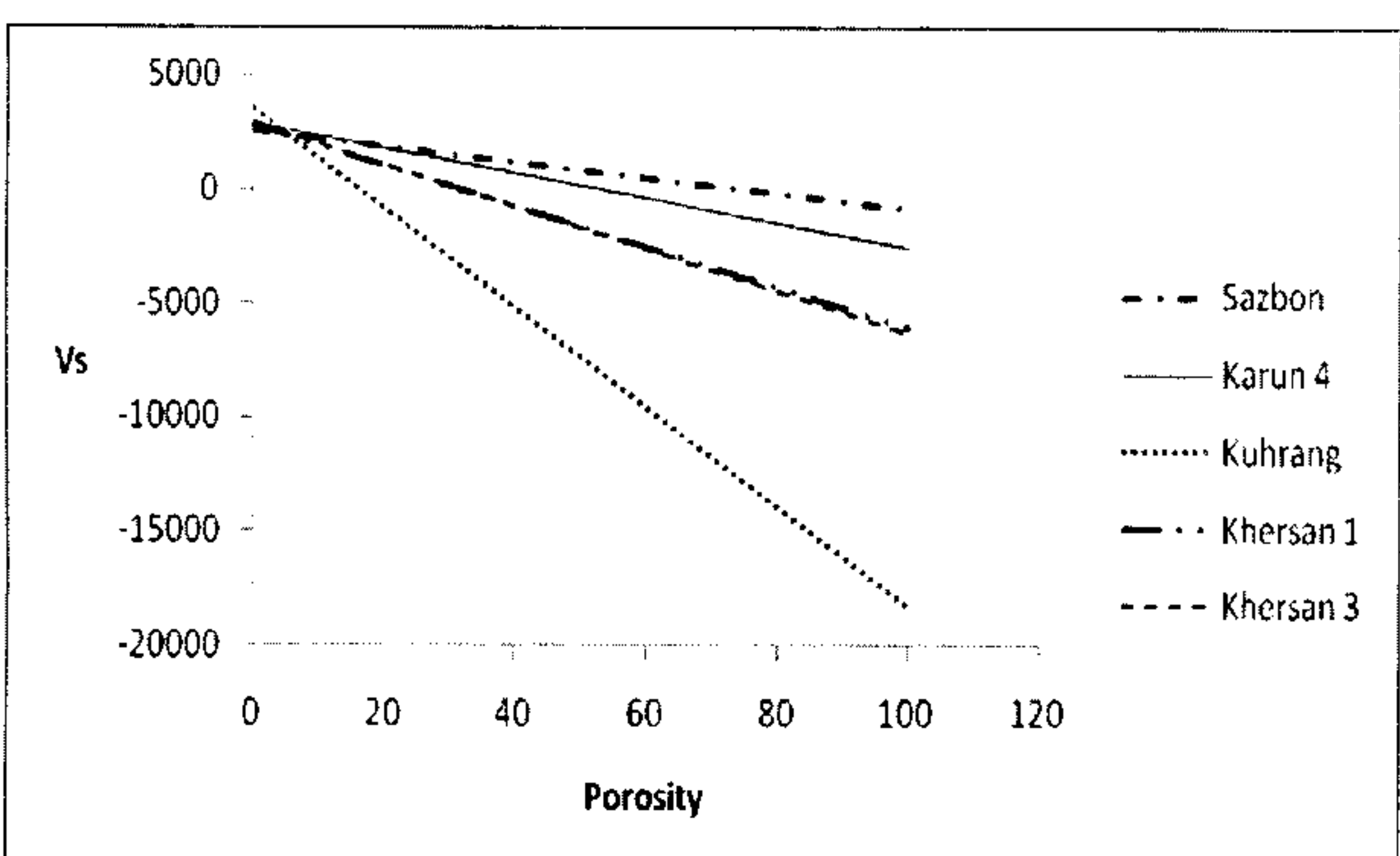
1- Partial Correlation Coefficient



شکل ۶- مقایسه روند تغییرات سرعت موج فشاری بر حسب متغیر چگالی در ساختگاه‌های مختلف



شکل ۷- مقایسه روند تغییرات متغیر سرعت موج فشاری بر حسب متغیر مقاومت برزیلی در ساختگاه‌های مختلف



شکل ۸- روند تغییرات متغیر سرعت موج برشی بر حسب متغیر تخلخل در ساختگاه‌های مختلف

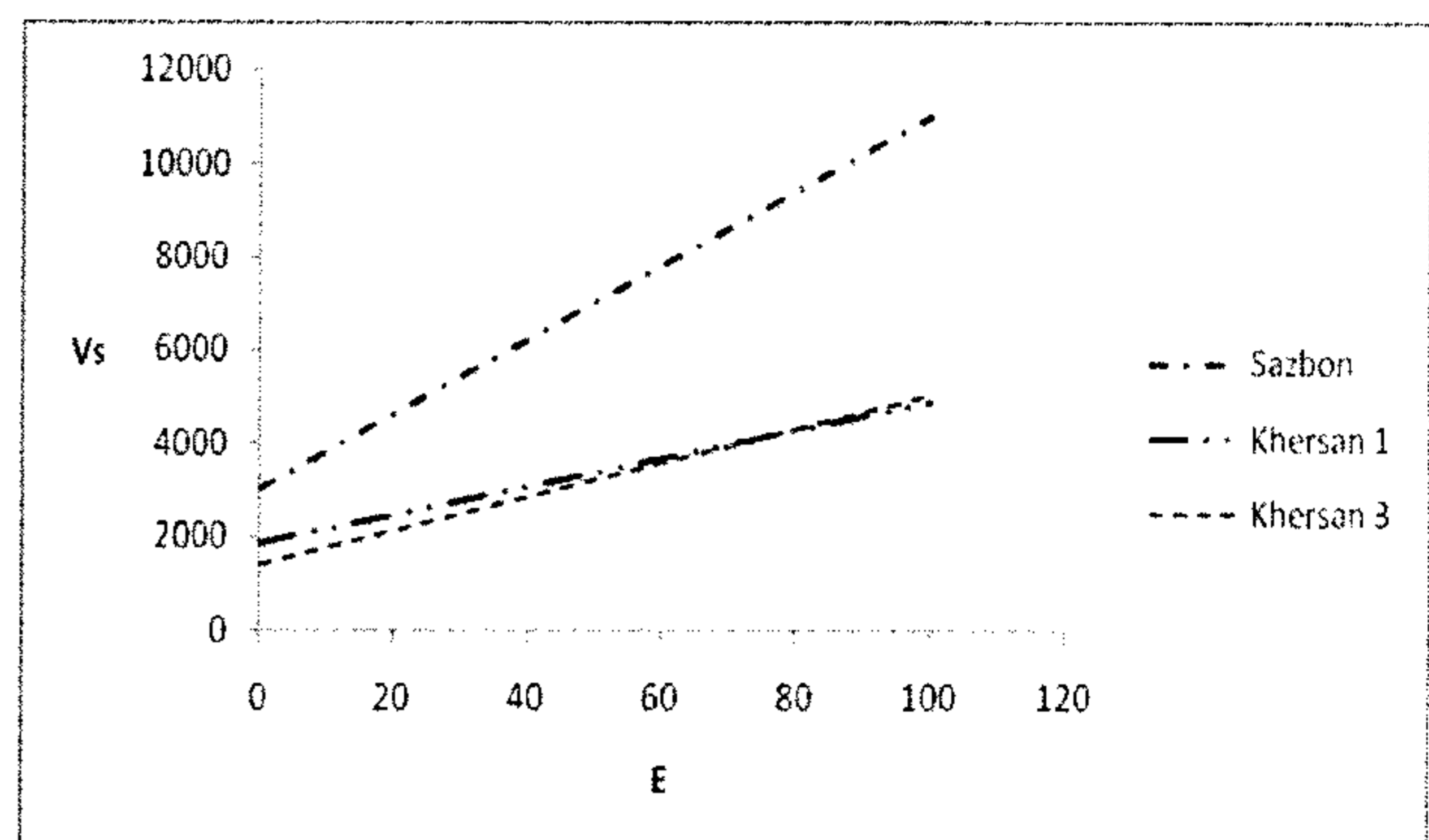
از شباهت روند تغییرات داده‌های مورد بررسی فرض شود. بنابراین با استفاده از این روش می‌توان داده‌های دارای الگوهای مشابه را شناسایی نمود. نمودارهای شکل‌های ۶ تا ۹، خط‌های برازش داده شده بر روند تغییرات متغیرهای مورد بررسی را نمایش داده است.

جدول ۳ متغیرهای مستقل انتخاب شده برای تخمین هر یک از متغیرهای سرعت موج فشاری و برشی را نمایش می‌دهد. در این جدول، همچنین، مجموعه داده‌های دارای روند تغییرات مشابه را که برای تخمین هر یک از متغیرهای سرعت موج فشاری و برشی انتخاب شده‌اند، نمایش داده شده است.

برای اطمینان از اینکه متغیرهای مستقل انتخاب شده برای تخمین سرعت موج فشاری و برشی، مناسب‌ترین متغیرهای ممکن بوده‌اند، لازم است پس از انتخاب مجموعه داده‌ای که باید مورد پردازش قرار گیرد، همبستگی متغیرهای مورد بررسی را مجدداً و با استفاده از مجموعه داده انتخاب شده، اندازه‌گیری نمود. نتایج این مرحله از مطالعات که در جدول ۴ آورده شده است، نشان‌دهنده این است که متغیرهای مذکور به درستی انتخاب شده‌اند.

ساخت تخمین‌گر به کار برد. پردازش داده‌ها با استفاده از روش عصبی-فازی تطبیق‌پذیر شامل تعیین نوع و تعداد توابع عضویت فازی مربوط به هر متغیر و بهینه‌سازی آنها با استفاده از روش انفیس است. در این مطالعه، توابع عضویت از طریق تجربی تعیین شده است. با توجه به اینکه تعداد متغیرهای وروی زیاد نیست، به نظر می‌رسد که روش تجربی مناسب‌ترین روش برای تعیین توابع عضویت است. در این روش، انواع و تعداد مختلفی از توابع عضویت بر روی فضای ورودی تعریف شده و عملکرد مدل حاصل بررسی می‌شود. در پژوهش حاضر، از توابع عضویت دوزنقه‌ای، مثلثی، گوسی، زنگوله‌ای و پی‌شکل استفاده شده است. برای آزمودن شبکه‌های طراحی‌شده از داده‌های یکی از سدهای هر مجموعه که در فرایند آموزش مورد استفاده قرار نگرفته‌اند، استفاده شده است. برای جلوگیری از وقوع مشکل آموزش بیش از اندازه، از روش توقف زودهنگام^۱ استفاده شده است. به این ترتیب، مجموعه داده‌های آموزش و ارزیابی به صورت تصادفی از بین داده‌های سدی که برای آزمودن مدل‌ها به کار نرفته، انتخاب شده‌اند.

بعد از تعیین ساختار مدل و به دست آوردن قوانین مورد نیاز، شبکه انفیس برای بهینه‌سازی پارامترهای مدل به کار رفت. در مرحله اول حداکثر تعداد دوره‌های آموزش الگوریتم برابر با ۳۰۰ دوره انتخاب گردید. سایر پارامترهای آموزش به صورت زیر انتخاب شدند:



شکل ۹- روند تغییرات متغیر سرعت موج برشی بر حسب متغیر مدول یانگ در ساختگاه‌های مختلف

جدول ۳. مجموعه داده‌های دارای الگوی تغییرات یکسان برای هر

متغیر مورد بررسی

نام متغیر مورد بررسی	نام متغیرهای تخمین‌زننده	مجموعه داده انتخاب‌شده
سرعت موج فشاری	چگالی و مقاومت برزیلی	خرسان ۳ و کوران‌بوزان
سرعت موج برشی	تخلخل و مدول یانگ	خرسان ۱ و ۳

جدول ۴- ضرایب همبستگی بین متغیرهای وابسته و مستقل (در

مجموعه داده‌های انتخاب‌شده برای هر متغیر)

نام متغیر مورد تخمین	نام متغیر تخمین‌زننده	مجموعه داده مورد استفاده	ضریب همبستگی اسپیرمن
سرعت موج فشاری (m/s)	چگالی (gr/cm^3)	خرسان ۳ و کوران‌بوزان	۰/۶۳
	آزمون مقاومت برزیلی (GPa)	خرسان ۳ و کوران‌بوزان	۰/۶۷
سرعت موج برشی (m/s)	تخلخل (%)	خرسان ۱ و ۳	۰/۵۹
	مدول یانگ (MPa)	خرسان ۱ و ۳	۰/۷۰

۵. ساخت تخمین‌گر عصبی - فازی

پس از پردازش آماری داده‌های مورد بررسی، شامل انتخاب متغیرهای مستقل مناسب و انتخاب مجموعه داده‌های دارای الگوهای تغییرات مشابه، می‌توان روش عصبی - فازی تطبیق‌پذیر را برای

۶. نتایج به دست آمده

جدول ۵، ورودی‌ها و خروجی‌های مختلف، مجموعه داده‌های مورد استفاده برای آموزش، ارزیابی و آزمون و مشخصات بهترین مدل‌های برآزش شده برای تخمین هر یک از متغیرهای سرعت موج فشاری و برشی را نمایش می‌دهد. جدول ۶ نیز ضریب همبستگی و تعیین داده‌های واقعی و مقادیر تخمین زده شده توسط شبکه و میانگین مربعات خطای مربوط به هر یک از مجموعه‌های آموزش، ارزیابی و آزمون این مدل‌ها را نمایش می‌دهد. نمودارهای شکل‌های ۱۰ و ۱۱، مقادیر تخمین زده شده و واقعی داده‌های آزمون مدل‌های طراحی شده را در مقابل هم نمایش می‌دهد.

• هدف: رسیدن به خطای صفر

• اندازه اولیه پله = $0/01$

• ضریب کاهش اندازه پله = $0/9$

• ضریب افزایش اندازه پله = $1/1$

در این الگوریتم، برای ترکیب قوانین، تنها از ضرب به عنوان عملگر «و» استفاده شد.

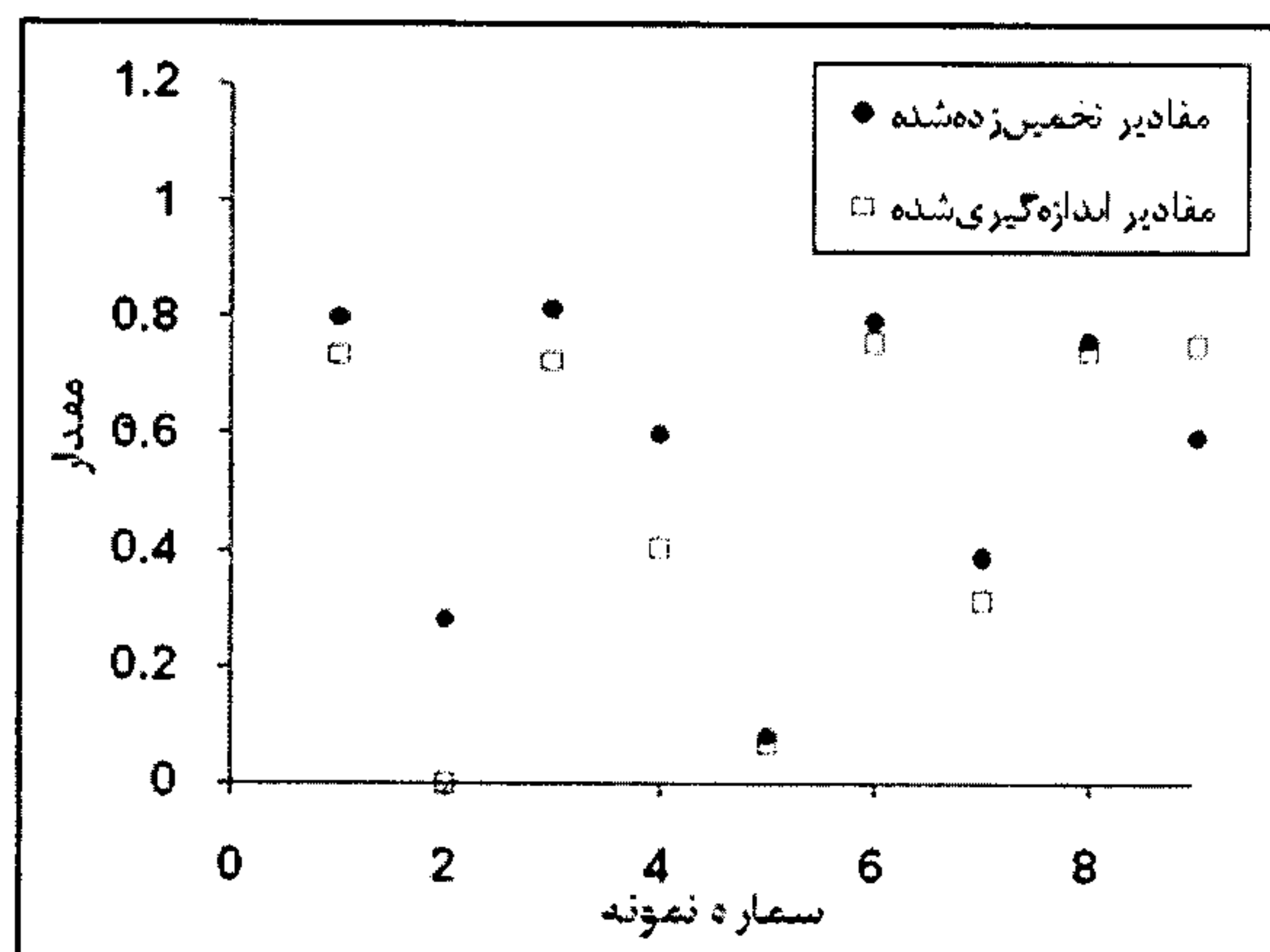
معیارهای مورد استفاده برای بررسی عملکرد مدل‌های طراحی شده، میزان همبستگی داده‌های اندازه‌گیری شده و تخمین زده شده و میانگین کمترین مربعات خطای مربوط به داده‌های آزمون بوده است.

جدول ۵- ساختار و مشخصات بهترین مدل‌های طراحی شده برای تخمین متغیرهای سرعت موج فشاری و برشی

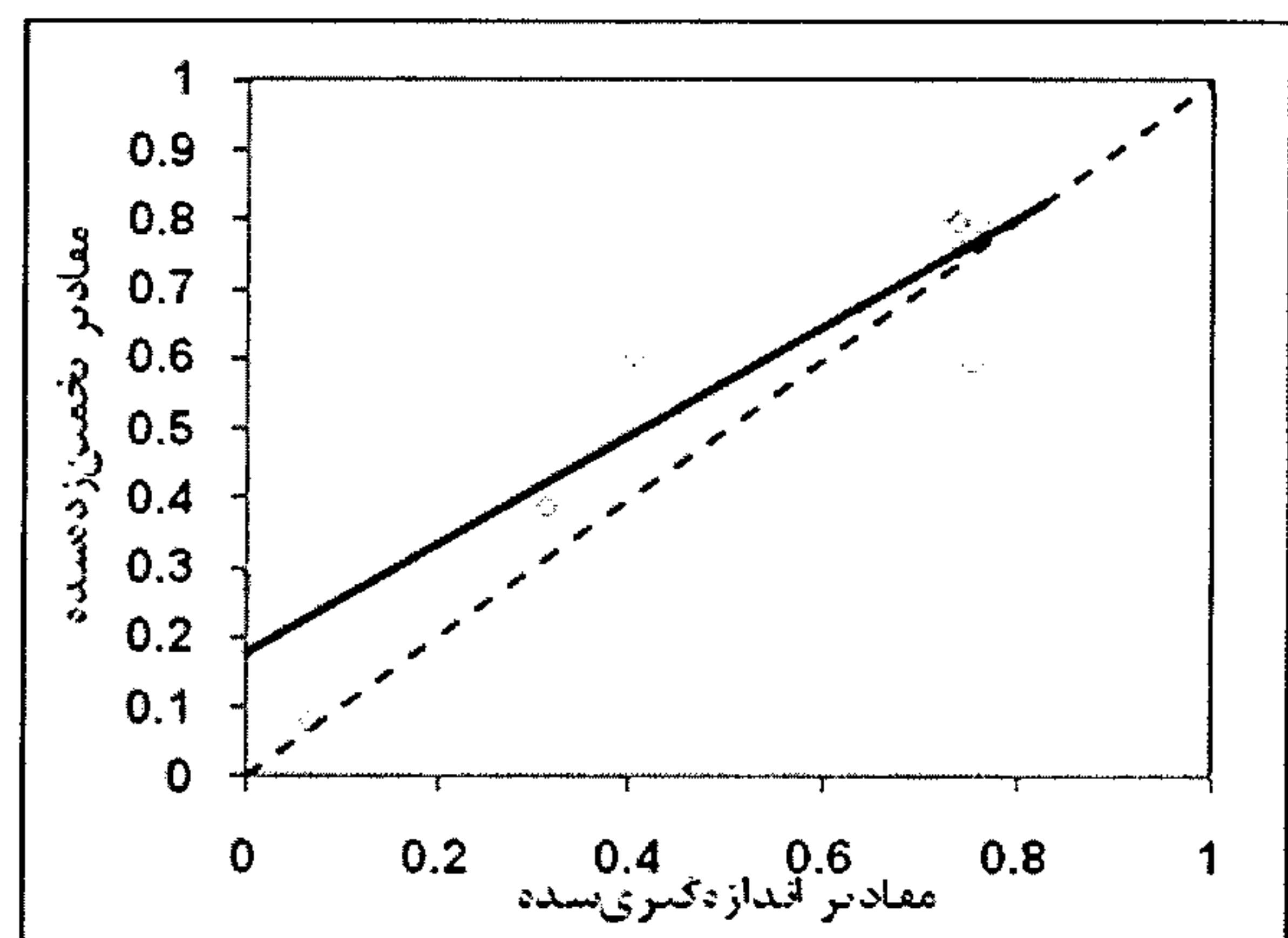
متغیرهای ورودی		متغیر خروجی	مجموعه داده مورد استفاده برای آموزش و ارزیابی	مجموعه داده مورد استفاده برای آزمون	تعداد توابع عضویت بر روی متغیرهای ورودی	نوع توابع عضویت بر روی متغیرهای ورودی		ضریب همبستگی داده‌های آزمون
چگالی	آزمون مقاومت برزیلی	سرعت موج فشاری	خرسان ۳	کورانبوزان	۳	۲	پی‌شکل پی‌شکل	۰/۹۰
تخلخل	مدول یانگ	سرعت موج برشی	خرسان ۱	خرسان ۳	۲	۲	پی‌شکل گوسی	۰/۹۵

جدول ۶- میزان ضریب همبستگی، ضریب تعیین و میانگین مربعات خطای مربوط به داده‌های آموزش، ارزیابی و آزمون مدل‌های طراحی شده

نام مدل	مجموعه داده مورد استفاده	میانگین ضریب همبستگی داده‌های آموزش	میانگین مربعات خطای داده‌های آموزش	میانگین ضریب همبستگی داده‌های ارزیابی	میانگین مربعات خطای داده‌های ارزیابی	میانگین ضریب همبستگی داده‌های آزمون	میانگین مربعات خطای داده‌های آزمون
چگالی، مقاومت برزیلی -سرعت موج فشاری	خرسان ۳ کورانبوزان	۰/۷۹	۰/۰۴۲	۰/۷۹	۰/۰۲۹	۰/۹۰	۰/۸۱
تخلخل، مدول یانگ-سرعت موج برشی	خرسان ۱ خرسان ۳	۰/۸۷	۰/۰۱۱	۰/۷۳	۰/۰۲۱	۰/۹۸	۰/۹۶

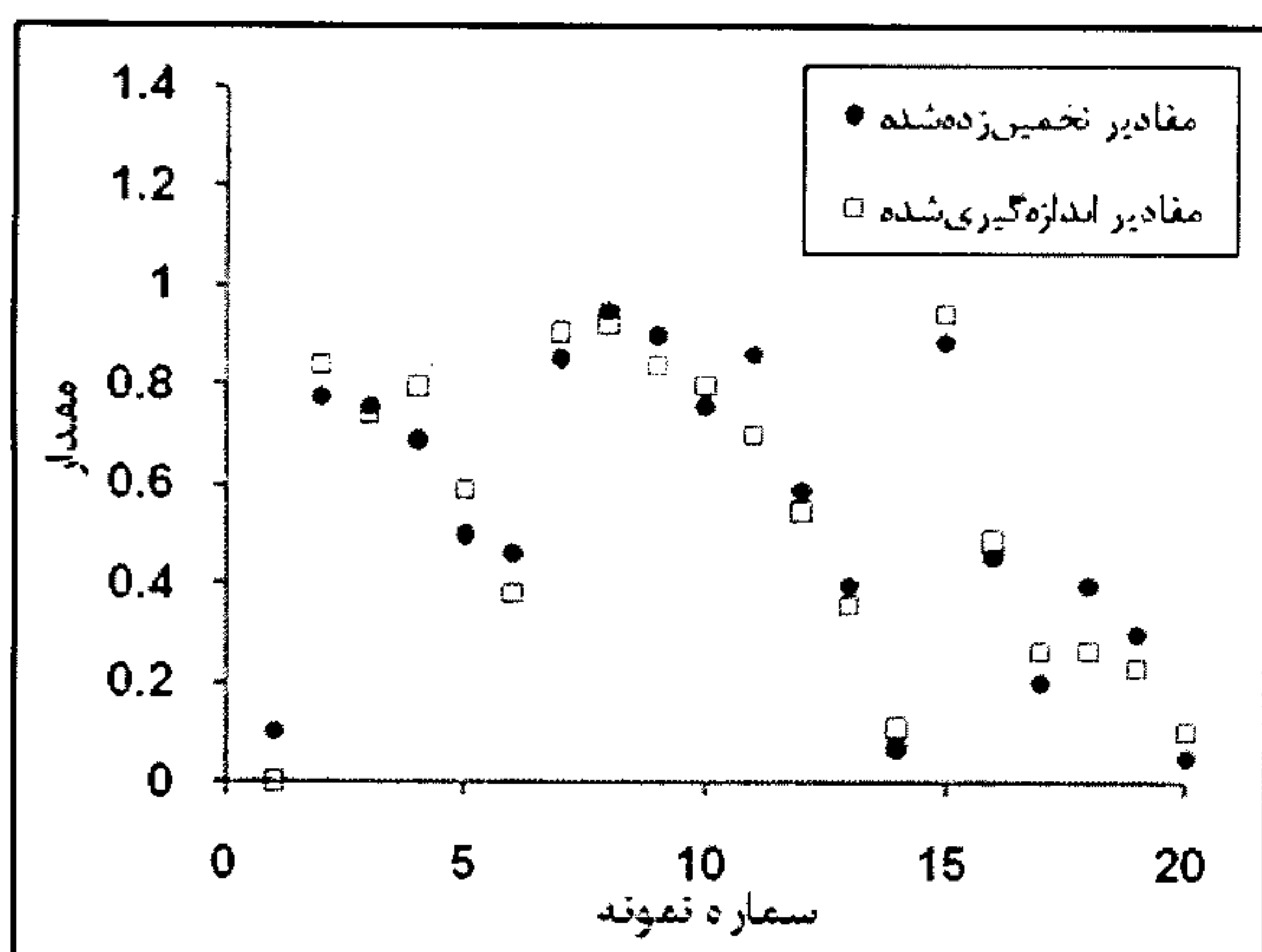


(ب)

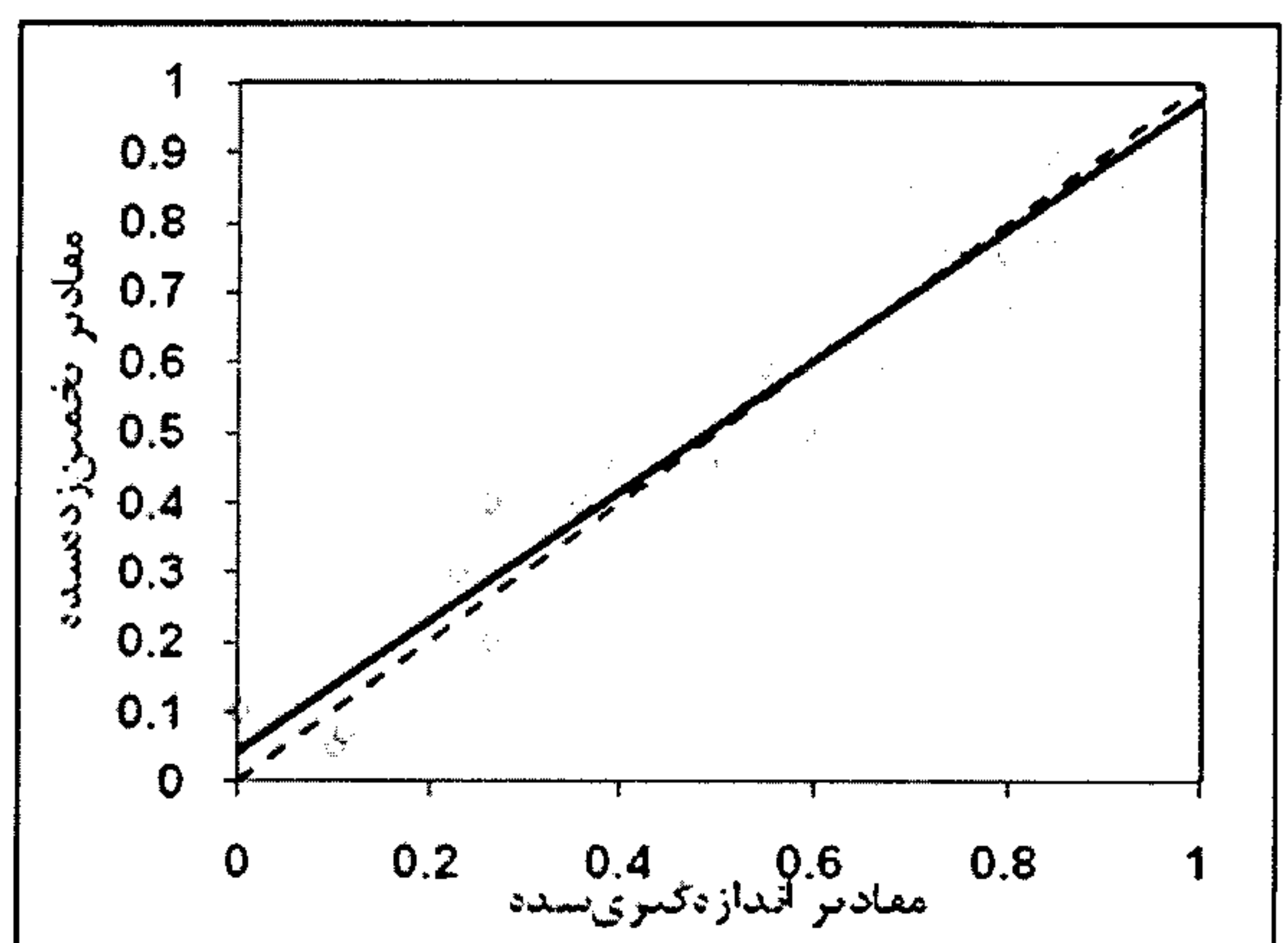


(الف)

شکل ۱۰- مقایسه مقادیر تخمین زده شده و مقادیر واقعی داده‌های آزمون مربوط به مدل چگالی، مقاومت برزیلی - سرعت موج فشاری؛
(الف) نمودار پراکندگی، (ب) نمودار مقایسه‌ای



(ب)



(الف)

شکل ۱۱- مقایسه مقادیر تخمین زده شده و مقادیر واقعی داده‌های آزمون مربوط به مدل چگالی، مقاومت برزیلی - سرعت موج برشی؛
(الف) نمودار پراکندگی، (ب) نمودار مقایسه‌ای

۷. بحث و بررسی

اولین مرحله از ساخت مدل عصبی-فازی، انتخاب بهترین ترکیب از داده‌های ورودی و خروجی به مدل است. در این مطالعه، برای انتخاب بهترین ترکیب از متغیرهای ورودی و خروجی، از مطالعه ماتریس ضرایب همبستگی استفاده شد.

پس از انتخاب متغیرهای ورودی و خروجی، باید الگوهای موجود در سطح سازند مورد بررسی

را شناسایی نمود تا بتوان از این الگوها برای ساخت مدل استفاده کرد. در حقیقت باید ثابت شود که روندی بر داده‌های موجود حاکم است تا بتوان این روند را با استفاده از روش عصبی-فازی شناسایی کرد. در این پژوهش، برای شناسایی و مقایسه روندهای موجود از روش رگرسیون استفاده شده است. مجموعه داده‌هایی که با استفاده از این روش در یک دسته قرار می‌گیرند، دارای شباهت‌های کافی

۸ نتیجه گیری

شبکه انفیس برای تخمین متغیرهای سرعت موج فشاری و برشی، تنها از داده‌های به دست آمده از گمانه‌های موجود استفاده کرده و توانسته است حتی در صورت نبود قوانین «اگر-آنگاه» فازی که به وسیله شخص خبره از سیستم مورد مطالعه به دست می‌آید، مجموعه قوانین فازی لازم برای توصیف سیستم را بیابد. نتایج حاصل از این مطالعه نشان می‌دهد که سیستم عصبی-فازی می‌تواند الگوهای موجود را فرا گرفته و از آنها برای تخمین مقدار متغیرهای ژئومکانیکی در نقاط دیگر استفاده کند. مقادیر سرعت موج فشاری و برشی تخمین زده شده با استفاده از این روش، به ترتیب، ۹۰ و ۹۵ درصد با مقادیر اندازه‌گیری شده همبسته هستند.

آزمون‌هایی که در این پژوهش انجام گرفت مربوط به پردازش مجموعه‌ای از داده‌های دو یا چند سد جداگانه است. پردازش این داده‌ها با هدف بررسی امکان استفاده از داده‌های سدی که قبلاً مطالعه شده، در مطالعات یک سد دیگر انجام گرفت. نتیجه این مطالعه امکان به عمل آوردن این ایده را تأیید می‌کند. در این پژوهش برای تخمین متغیر سرعت موج فشاری در ساختگاه سد کوران بوزان از داده‌های برداشت شده از سد خرسان ۳ و برای تخمین متغیر سرعت موج برشی در ساختگاه سد خرسان ۳ از مقادیر اندازه‌گیری شده در ساختگاه سد خرسان ۱ استفاده شد. استفاده از ترکیب داده‌های دو یا چند سد می‌تواند تعداد

هستند تا بتوانند برای ساخت تخمین گر مشترکی به کار گرفته شوند. مجموعه داده‌هایی که با استفاده از این روش در یک دسته قرار می‌گیرند، می‌توانند مربوط به سدهایی باشند که در نزدیکی یکدیگر قرار گرفته‌اند. چنین حالتی در مدل «تخلخل، مقاومت برزیلی-سرعت موج برشی» مشاهده می‌شود. در این مدل داده‌های مربوط به سدهای خرسان ۱ و خرسان ۳ ترکیب شده‌اند. با این حال، در مدل‌هایی مانند «چگالی، مقاومت برزیلی-سرعت موج فشاری» سدهای خرسان ۳ و کوران بوزان در یک دسته قرار گرفته‌اند. در مورد این سدها نمی‌توان عامل نزدیکی را دلیل قرار گرفتن دو سد در یک گروه دانست. شناسایی عواملی که باعث این دسته‌بندی شده است، مستلزم انجام تحقیقات گسترده‌تر و استفاده از داده‌های زمین‌شناسی و دانش افراد خبره است.

استفاده همزمان از داده‌های دو یا چند سد، برای طراحی مدل‌های عصبی-فازی مشکل کمبود داده پروژه‌هایی که در فاز مطالعاتی هستند را به طور موفقیت‌آمیزی حل می‌کند. تعداد داده‌های کم، علاوه بر اینکه موجب افزایش خطا در نتایج تخمین می‌شود، اعتبار نتایج را به شدت کاهش می‌دهد. ترکیب داده‌های سدهای مختلف فایده دیگری نیز دارد و آن این است که می‌توان با استفاده از این روش، تعداد گمانه‌های لازم برای شناسایی ساختگاه یک سد جدید را کاهش داد.

- Kremenova, O., (2004), "Fuzzy modeling of Soil Map", Helsinki University of Technology
- Singh, T. N., Kanchan R., Verma A. K. and Saigal K., (2005), "A Comparative Study Between ANN and Neuro-fuzzy for the Prediction of Dynamic Constant of Rockmass", J. Earth Syst. Sci., V. 114, No. 1, February 2005, P. 75-86
- Singh, T. N., Monjezi, M. and Kumar, D., (1999), "Static and dynamic properties of rocks at sub-zero temperature", Indian Mining Engineering Journal, P. 27-31.
- Zimmermann, H. J., (1996), "Fuzzy Set Theory and Its Applications", Kluwer Academic Publisher, ISBN0-793-9624-3.

اندازه‌گیری‌های لازم برای شناسایی ساختگاه یک سد جدید را تا حد قابل ملاحظه‌ای کاهش دهد. به این ترتیب، می‌توان هزینه‌های لازم برای شناسایی و اکتشاف ساختگاه سدهای جدید را کاهش داد.

تقدیر و تشکر

از کارشناسان و مسئولین بخش ژئوتکنیک و مکانیک سنگ شرکت مهندسی مشاور مه‌اب قدس که داده‌های لازم را در اختیار نویسندگان این مقاله قرار دادند، تشکر و قدردانی می‌شود.

منابع

- زاهدی، م.، ۱۳۷۸، "تئوری مجموعه‌های فازی و کاربردهای آن"، نشر کتاب دانشگاهی
- غضنفری، م. و کاظمی، ز.، ۱۳۸۲، "اصول و مبانی سیستم‌های خبره"، انتشارات دانشگاه علم و صنعت
- Fuller, R., (1995), "Neural Fuzzy Systems", Abo Akademi University, ISBN 951-650-624-0
- Grima, M. A., (2000), "Neuro-Fuzzy Modeling in Engineering Geology", ITC Delft, ISBN 90 5809 3379
- Holzer, T. L., Bennett, M. J., Noce T. E. and Tinsley, J. C., (2005), "Shear-Wave Velocity of Surficial Geologic Sediments in Northern California: Statistical Distributions and Depth Dependence", Earthquake Spectra, V. 21, No. 1, P. 161-177
- Kasabov, N. K., (1995), "Foundations of Neural Networks, Fuzzy Systems, and Knowledge Engineering", MIT Press, ISBN 0-262-11212-4