

یادداشت پژوهشی

چکیده

در این مقاله با استفاده از نتایج دو سری آزمون، مدل کردن آشوبناکی سیگنال بر اساس نویزها و تشخیص ناهنجاری‌های قبل از زلزله مورد مطالعه قرار گرفته است. ابتدا تعدادی ویژگی مانند ویژگی‌های فرکانسی، آماری و آشوب از سیگنال لرزه استخراج شد، سپس ماتریس ویژگی حاصل توسط شبکه پرسپترون چند لایه مورد بررسی قرار گرفت. شبکه پرسپترون توانایی تشخیص آشوبناکی بر اساس نویزها در فاصله زمانی ۵ دقیقه قبل از وقوع زلزله با دقت قابل قبول ۸۱/۱۴۰۴ درصد برای زلزله‌های ۵-۷ ریشتری ثبت شده سال‌های ۲۰۰۴-۲۰۱۰ برای ۲۱ ایستگاه ایران را دارا می‌باشد. سیگنال‌های ثبت شده لرزه‌نگار ایستگاه قیر نیز با این روش مورد بررسی قرار گرفت، که شبکه آشوبناکی قبل از وقوع زلزله را با دقت قابل قبول ۶۰/۸۶۹۶ درصد برای آن ایستگاه تشخیص داد. در مقاله حاضر تلاش می‌شود تا ویژگی‌های غیر وابسته به زمین‌شناسی از سیگنال‌های لرزه‌نگاشت یک ایستگاه و ۲۱ ایستگاه استخراج شود، سپس نتایج شبکه پرسپترون در تشخیص ناهنجاری و آشوبناکی سیگنال بر اساس نویزها در فاصله زمانی ۵ دقیقه قبل از زلزله برای هر دو حالت مورد مقایسه قرار گیرد. نتایج نشان می‌دهد که استفاده از تعداد بیشتر داده‌های ثبت شده هر ایستگاه و افزودن ویژگی‌های غیر زمین‌شناسی آنها به ویژگی‌های زمین‌شناختی هر منطقه می‌تواند در نتیجه شبکه پرسپترون برای مدل کردن آشوبناکی سیگنال بر اساس نویزها تأثیرگذار باشد.

واژگان کلیدی: زمین لرزه، شبکه پرسپترون چند لایه، تبدیل ویولت، مدل کردن آشوبناکی بر اساس نویزها، نمای لیاپانوف.

مطالعه موردی سیگنال‌های لرزه‌ای ایستگاه قیر قبل از رخداد زلزله

لیلا ده‌بزرگی

دانشجوی دکتری، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد تهران مرکزی،
 گروه برق و الکترونیک، تهران، ایران، lbozorgi@yahoo.com

۱- مقدمه

برای بررسی سیگنال‌های ثبت شده لرزه‌نگاشت و تشخیص ناهنجاری‌های سیگنال لرزه قبل از وقوع زلزله و مدل کردن آشوبناکی سیگنال، استفاده از داده‌های واقعی ثبت شده لرزه‌نگاشت بسیار بهتر از سیگنال‌های شبیه‌سازی شده می‌باشد [۴]. با وجود اینکه سیگنال واقعی شامل نویزهای ناخواسته است، اما نتایج حاصل از بررسی‌های آنها می‌تواند در تحقیقات آتی کاربردی تر باشد. یکی از روش‌های بررسی سیگنال لرزه استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی است.

به‌طور کلی، شبکه‌های عصبی مصنوعی در زمینه‌های مختلف علمی مانند شناسایی، پیش‌بینی و پردازش تصویر

زمین لرزه یک فاجعه مرگبار ناگهانی برای تمام موجودات زنده به حساب می‌آید. شناخت شاخص‌های زمین‌شناختی و ژئوفیزیکی و تلاش برای شناخت حالت‌های بحرانی می‌تواند به تشخیص احتمال رخداد زلزله و خطرهای طبیعی بیانجامد [۱].

قبل از وقوع زلزله، تغییرات و نشانه‌هایی بروز می‌کند که پیش‌نشانگر نامیده می‌شود، از قبیل: ناهنجاری‌های به وجود آمده امواج الکترومغناطیسی، تغییر الگوی لرزه، ناهنجاری‌های اتمسفری، ابرهای زلزله و رفتار غیرعادی حیوانات. هریک از این موارد قبل از وقوع زلزله دارای ویژگی‌های خاصی هستند و انتظار نمی‌رود برای همه زلزله‌ها تمامی این نشانه‌ها مشاهده شوند [۲-۳].

مورد استفاده قرار گرفت. این روش قادر به تشخیص بی‌نظمی تولید شده در فاصله زمانی ۵ دقیقه قبل از وقوع زلزله با دقت قابل قبول (۸۴/۶۴۹۱ درصد) به کمک دسته‌بندی کننده فازی-عصبی و (۸۲/۸۹۴۷ درصد) با شبکه پرسپترون چند لایه می‌باشد. در این مطالعه، تلاش می‌شود تا در ادامه پژوهش قبل، ویژگی‌های غیر وابسته به پارامترهای زمین‌شناسی به صورت موردی بر روی سیگنال‌های ثبت شده لرزه‌نگاشت ایستگاه‌های مختلف مورد مطالعه و بررسی قرار گیرند. در ابتدا ایستگاه قیر به دلیل نزدیکی به منطقه لرزه‌خیز جنوب کشور ایران انتخاب شد. سپس ویژگی‌های مقاله قبل، از سیگنال لرزه‌نگاشت ایستگاه قیر استخراج و مورد بررسی قرار گرفت.

هدف از این تحقیق تعیین مطلوب‌ترین ماتریس ویژگی‌ها برای تشخیص ناهنجاری در فاصله زمانی ۵ دقیقه قبل از رخداد زلزله و مدل کردن آشوبناکی سیگنال بر اساس نویزها می‌باشد تا تصمیم‌گیری شود که آیا نیازی به اضافه نمودن ویژگی‌های مربوط به ساختار زمین در منطقه و ایستگاه مورد بررسی وجود دارد یا خیر؟

۲- داده‌ها و روش

در این مطالعه، تشخیص ناهنجاری سیگنال لرزه با استفاده از شبکه پرسپترون چند لایه و ویژگی‌های جدید صورت گرفته است. ویژگی‌هایی که تعداد زیادی از آنها بر مبنای پردازش گسسته سیگنال‌های ثبت شده لرزه‌نگاشت می‌باشند.

بلوک دیاگرام این روش در شکل (۱) نشان داده شده است که به طور کلی شامل شش مرحله می‌باشد: (۱) تشخیص زمین لرزه و جداسازی آن از سیگنال اصلی، (۲) حذف ۵ دقیقه قبل از سیگنال زلزله و تقسیم مابقی سیگنال به دو بخش مساوی، (۳) عبور هر بخش سیگنال از یک فیلتر باترورث بالاگذر، (۴) استخراج ویژگی‌ها از سیگنال‌های فیلتر شده، (۵) اعمال بردار ویژگی به شبکه هوشمند^۲، (۶) مدل کردن آشوبناکی بر اساس نویزها و تشخیص ناهنجاری سیگنال لرزه قبل از رخداد زلزله.

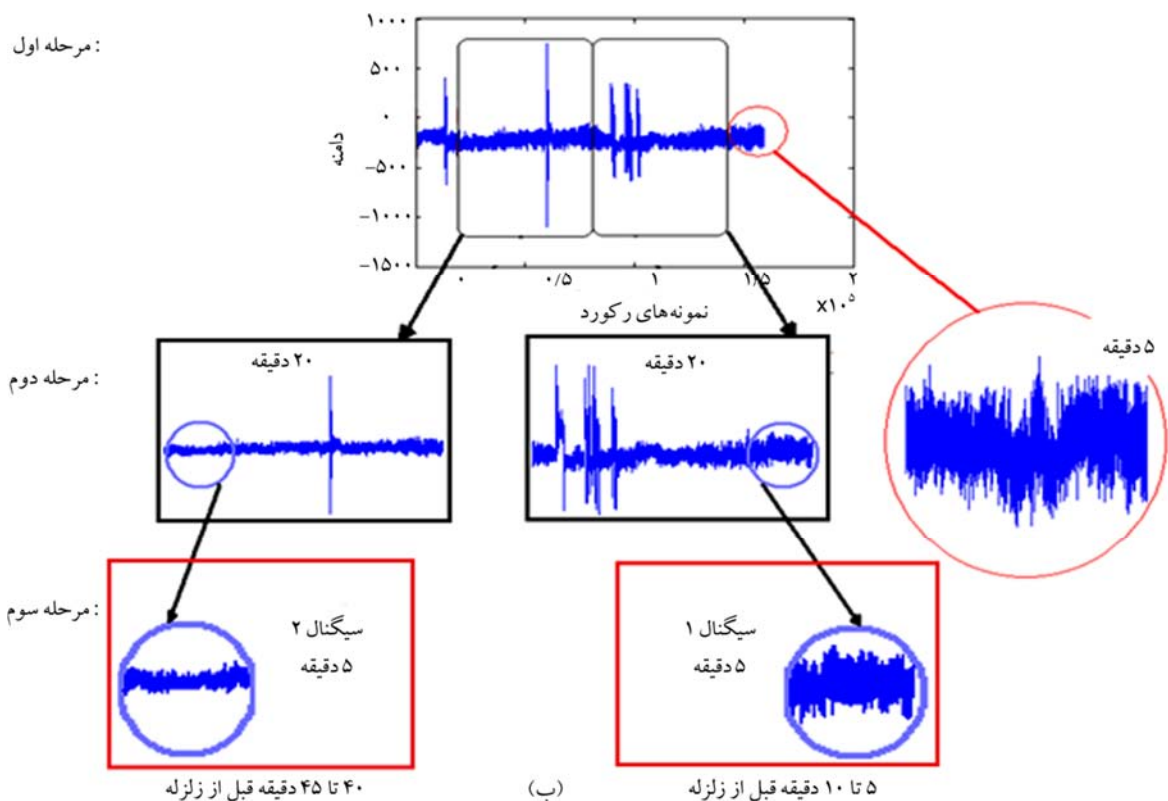
کاربرد زیادی دارند. به‌عنوان مثال، پازوکی و همکاران [۵] روشی را برای طبقه‌بندی پنج نوع دانه برنج با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و پردازش تصویر در کشاورزی ارائه نمودند. نصراله‌نژاد و همکاران [۶] نیز سه نوع شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم‌های متفاوت را برای برآورد بیشینه شتاب جنبش نیرومند زمین در یک منطقه مورد بررسی قرار دادند. همچنین چلیک و همکاران [۲] برای پیش‌بینی زلزله با استفاده از تکان‌های لرزه‌ای، روشی را به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی پیشنهاد نمودند.

در مطالعه‌ای، ده‌بزرگی [۷] سیگنال‌های ثبت شده لرزه‌نگاشت را مورد بررسی قرار داد. ابتدا ویژگی‌های مختلفی از سیگنال لرزه استخراج شد، سپس دو ماتریس ویژگی مختلف با ۵۴ و ۸۷ ویژگی تشکیل گردید. ویژگی‌های هر کدام از ماتریس‌های فوق برای ۶۲۶ رکورد محاسبه شد و ماتریس‌های ویژگی به‌طور جداگانه تشکیل شدند، سپس هر کدام به نسبت ۷۰ به ۳۰ درصد به ترتیب برای آموزش و آزمایش شبکه مورد استفاده قرار گرفت. شبکه عصبی پرسپترون چند لایه^۱ توانست با دقت ۶۰/۶۳۸۳ درصد و ۵۵/۸۵۱۱ درصد به ترتیب برای ماتریس‌های اول و دوم به تشخیص تغییرات در سیگنال لرزه و مدل کردن آشوبناکی بر اساس نویزهای سیگنال قبل از زلزله پردازد. اگرچه روش فوق تعداد بسیار زیادی داده را نسبت به روش‌های قبلی به کار می‌برد، نتایج نشان می‌دهد برای رسیدن به نتیجه مطلوب‌تر، باید از ویژگی‌های مناسب‌تری استفاده شود.

ده‌بزرگی و پازوکی [۸] روشی را ارائه نمودند که ویژگی‌های جدیدی را برای تشخیص ناهنجاری‌های سیگنال بر اساس نویزها در فاصله زمانی پنج دقیقه قبل از وقوع زلزله به کار می‌برد. در این روش، ابتدا ۷۶۰ رکورد از سیگنال‌های لرزه قبل از زلزله‌های ۵ تا ۷ ریشتر (۲۰۰۴-۲۰۱۰) از پژوهشگاه بین‌المللی زلزله‌شناسی و مهندسی زلزله جمع‌آوری شد، سپس ۷۰ درصد از داده‌ها به صورت تصادفی به منظور آموزش و ۳۰ درصد داده‌ها برای آزمایش شبکه‌ها با استفاده از نرم‌افزار مطلب R2010a



(الف)



شکل (۱): (الف) الگوریتم مدل کردن آشوبناکی سیگنال بر اساس نویزها و تشخیص ناهنجاری سیگنال لرزه قبل از رخداد زلزله. (ب) مرحله اول: دسته‌بندی سیگنال قبل از زلزله. مرحله دوم: جداسازی سیگنال زلزله و تقسیم مابقی سیگنال به دو بازه ۲۰ دقیقه‌ای. مرحله سوم: جداسازی بازه‌های ۵ دقیقه‌ای برای استخراج ویژگی‌ها.

۱-۲- فیلتر نمودن
 با توجه به شکل سیگنال‌های لرزه‌نگار که شامل سیگنال فرکانس بالایی است که سوار بر یک سیگنال فرکانس پایین شده است، به منظور حذف نویزهای احتمالی و متعادل کردن سیگنال از یک فیلتر باترورث بالاگذر مرتبه ۴ برای حذف فرکانس‌های پایین استفاده شده است. فرکانس قطع این فیلتر $(f_c = 0.04)$ هرتز می‌باشد. این عدد بعد از انجام آزمایش‌های پی‌درپی و مشاهده بهترین نتایج، که به اطلاعات سیگنال اصلی کمترین آسیب را می‌رساند، انتخاب شده است (شکل ۲) [۹]. قابل ذکر است که فیلتر نمودن سیگنال، همه نویزهای ناخواسته را حذف نمی‌کند بلکه بخشی از آنها از سیگنال اصلی حذف می‌شود.

با توجه به شکل سیگنال‌های لرزه‌نگار که شامل سیگنال فرکانس بالایی است که سوار بر یک سیگنال فرکانس پایین شده است، به منظور حذف نویزهای احتمالی و متعادل کردن سیگنال از یک فیلتر باترورث بالاگذر مرتبه ۴ برای حذف فرکانس‌های پایین استفاده شده است. فرکانس قطع این فیلتر

سیگنال چقدر به پایین یا بالا کشیدگی دارد (فرمول ۲) [۱۰].

$$sk =$$

$$\left[\left(\frac{\sum (\chi_i - \bar{\chi})^3}{N} \right) / \sqrt{\left(\frac{\sum (\chi_i - \bar{\chi})^2}{N} \right)} \right]^3 \quad (1)$$

$$k = E =$$

$$\left[\left(\frac{\sum (\chi_i - \bar{\chi})^4}{N} \right) / \sqrt{\left(\frac{\sum (\chi_i - \bar{\chi})^2}{N} \right)} \right]^4 - 3 \quad (2)$$

۲-۲-۲- ویژگی‌های آشوب

آشوب اشاره به فقدان ظاهری نظم در یک سیستم می‌نماید، در صورتی که در واقع از یک فرمول‌بندی پیروی کرده است و یا تغییر کوچکی در ورودی آن باعث تغییرات بسیاری در نتیجه خواهد شد [۱۱]، این رفتار ریاضی آشوب نام دارد.

فرض کنید ΔX_0 اختلاف کوچکی بین نقاط اولیه X_0 و $X_0 + \Delta X_0$ باشد، اختلاف بین این دو مسیر بعد از پله‌های زمانی t توسط رابطه (۳) زیر محاسبه می‌شود:

$$\lambda = \lim_{\tau \rightarrow \infty} (1/\tau) \cdot \ln \left(\left| \frac{\Delta X(X_0, \tau)}{\Delta X_0} \right| \right) \quad (3)$$

سه حالت برای نمای لیاپانوف λ تعریف می‌شود:

$$\lambda > 0 \text{ آشوبناک شدن سیستم.}$$

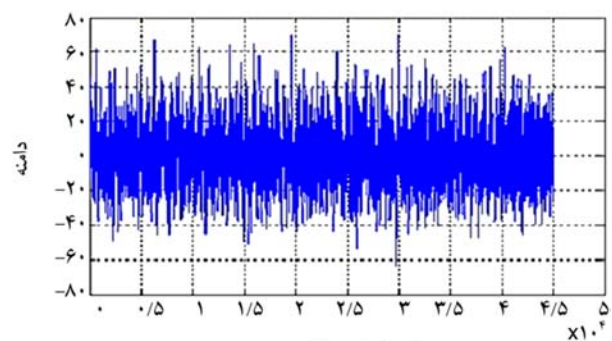
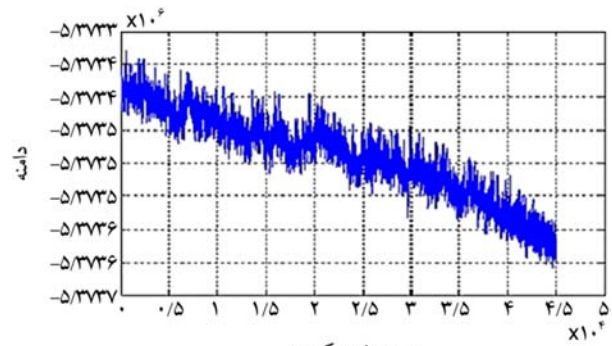
$$\lambda > 0 \text{ پایدار شدن سیستم.}$$

$$\lambda = 0 \text{ حالت مرزی.}$$

در این مطالعه به کمک CHAOSTEST.Mfile که از سایت نرم‌افزار متلب تهیه گردید بزرگ‌ترین نمای لیاپانوف (LAMBDA) محاسبه شد.

۲-۲-۳- تقسیم‌بندی داده‌ها

تقسیم داده بین مقادیر بیشینه و کمینه سیگنال را تقسیم‌بندی داده می‌گویند. در این مطالعه داده‌ها به ۱۶ قسمت مساوی تقسیم می‌شوند، سپس تعداد داده‌ها در هر بازه به کمک نرم‌افزار متلب محاسبه می‌گردد و اعداد حاصل به عنوان ویژگی استخراج می‌شود.



شکل (۲): (الف) سیگنال اولیه، (ب) سیگنال فیلتر شده.

۲-۲-۲- استخراج ویژگی‌ها

هدف این پژوهش بررسی یک سری ویژگی‌های غیر وابسته به زمین‌شناسی است که در راستای یافتن ناهنجاری‌های قبل از زلزله و مدل کردن آشوبناکی سیگنال بر اساس نویزها به کار می‌رود. هرچند هنوز شواهد و مدارک کافی وجود ندارد که چه ویژگی یا ویژگی‌های خاصی در ایجاد زمین‌لرزه مؤثر هستند، ولی ترکیبی از ویژگی‌های مقیاس زمانی به همراه فرکانسی و ویژگی‌های تقسیم‌بندی داده و آشوب از سیگنال‌های لرزه استخراج می‌شود تا بعد از تکرار آموزش، شبکه مورد آزمون قرار گیرد و به‌دقت مطلوب برسد [۲، ۷].

۲-۲-۱- ویژگی‌های آماری

ویژگی‌های آماری مورد استفاده، شامل موارد زیر هستند: مد، میانگین، واریانس، کوواریانس، ماکزیمم، مینیمم، انحراف معیار، میانه، ضریب چولگی که نشان می‌دهد منحنی چقدر متقارن است (فرمول ۱) و ضریب کشیدگی که مشخص می‌نماید

۲-۲-۴- آنروپی

اگر $P(x)$ را چگالی احتمال رخداد x در نظر بگیریم، آنروپی $H(X)$ برای یک متغیر گسسته X به صورت زیر محاسبه می‌شود [۱۲]:

$$H(X) = -\sum_x P(X) \cdot \log_2(P(X)) \quad (4)$$

۲-۲-۵- تبدیل ویولت گسسته

ویولت یک تابع ریاضی است که برای تجزیه یک سیگنال به اجزای فرکانسی آن به کار می‌رود. تبدیل ویولت بر پایه گذراندن سیگنال از دو فیلتر بالا و پایین گذر و سپس کاهش نمونه به دست می‌آید که این فرآیند می‌تواند چند بار (در چند طبقه) انجام گیرد. از گونه‌های معروف تبدیل‌های ویولت می‌توان Daubechies را نام برد [۱۳]. اجزای فرکانس بالای سیگنال با (CD) و اجزای فرکانس پایین سیگنال با (CA) نمایش داده می‌شوند. تبدیل ویولت گسسته سیگنال $x[n]$ بر مبنای ضرایب تقریب، $W_\Phi[j_0, k]$ و ضرایب جزئیات،

$W_\Psi[j, k]$ به صورت زیر می‌باشد:

$$W_\Phi[j_0, k] = \left(1/\sqrt{M}\right) \times \sum_n x[n] \Phi_{j_0, k} \quad (5)$$

$$W_\Psi[j, k] = \left(1/\sqrt{M}\right) \times \sum_n x[n] \Psi_{j_0, k} \text{ for } j \geq j_0 \quad (6)$$

به طوری که $k = 0, 2, \dots, 2j-1$ ، $n = 0, 1, 2, \dots, M-1$ و $j = 0, 1, 2, \dots, J-1$

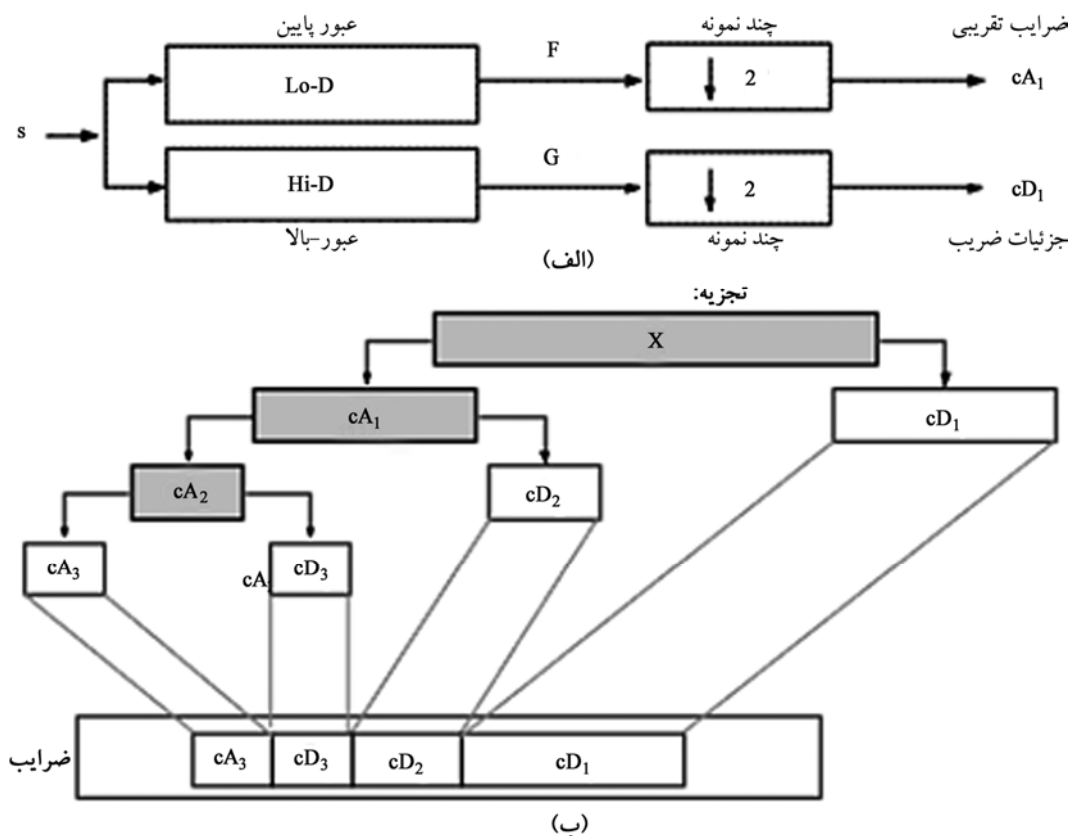
ویولت می‌باشد. توابع اولیه $\Phi_{j, k}[n]$ و $\Psi_{j, k}[n]$

به صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$\Phi_{j, k}[n] = 2^{j/2} \times \Phi[2^j \cdot n - k] \quad (7)$$

$$\Psi_{j, k}[n] = 2^{j/2} \times \Psi[2^j \cdot n - k] \quad (8)$$

$\Phi[n]$ تابع مقیاس و $\Psi[n]$ تابع ویولت نامیده می‌شود (شکل ۳) [۲، ۱۴]. در این مطالعه تبدیل ویولت Daubechies2 به دلیل اینکه به سیگنال زلزله شباهت بیشتری دارد انتخاب و در پنج مرحله اعمال شد و ویژگی‌های آماری از تبدیل ویولت، استخراج گردید.



شکل (۳): (الف) دیاگرام کاری یک طبقه از ویولت، (ب) دیاگرام کاری یک ویولت سه طبقه.

۲-۲-۶- تبدیل فوریه

با استفاده از فرمول زیر تبدیل فوریه گسسته برای یک ماتریس $n \times n$ محاسبه می‌شود [۱۵]:

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} X(n) \times (\exp(-j2\pi k / N)) \quad (9)$$

به طوری که $k = 0, 1, \dots, N$

برای سیگنال‌های وابسته به لرزه تبدیل فوریه محاسبه شد، سپس ویژگی‌های آماری و تقسیم‌بندی داده‌ها برای تبدیل فوریه محاسبه و به‌عنوان ویژگی استخراج شد [۱۶].

۲-۲-۷- چگالی طیف توان^۲

تابع چگالی طیف توان، قدرت پراکندگی انرژی را به‌عنوان تابعی از فرکانس نشان می‌دهد. به‌عبارت‌دیگر، نشان می‌دهد که در کدام تغییرات فرکانسی قوی و در کدام تغییرات فرکانسی ضعیف عمل می‌کند. واحد PSD انرژی در فرکانس (پهنای فرکانسی) می‌باشد و انرژی می‌تواند در یک محدوده فرکانسی خاص با انتگرال‌گیری در آن محدوده مورد نظر به دست آید. محاسبه PSD مستقیماً به روش FFT یا با محاسبه تابع خودهمبستگی، $R(\tau)$ و سپس تبدیل گرفتن از آن به دست آید. که برای سیگنال $s(t)$ ، به‌صورت زیر نمایش داده می‌شود:

$$P(f) = s(f)^2 \quad (10)$$

$$S(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} R(\tau) \times (\exp(-j2\pi\tau)) \times d\tau = F(R(\tau)) \quad (11)$$

توان سیگنال در یک باند فرکانسی با انتگرال‌گیری از تمام فرکانس‌های مثبت و منفی به دست می‌آید (فرمول ۱۲).

برای ماتریس ویژگی ابتدا چگالی طیف توان محاسبه شد، سپس ویژگی‌های آماری از چگالی طیف توان سیگنال به‌عنوان ویژگی استخراج گردید [۱۷].

$$P = \int_{f1}^{f2} S(f) \times df + \int_{-f1}^{-f2} S(f) \times df \quad (12)$$

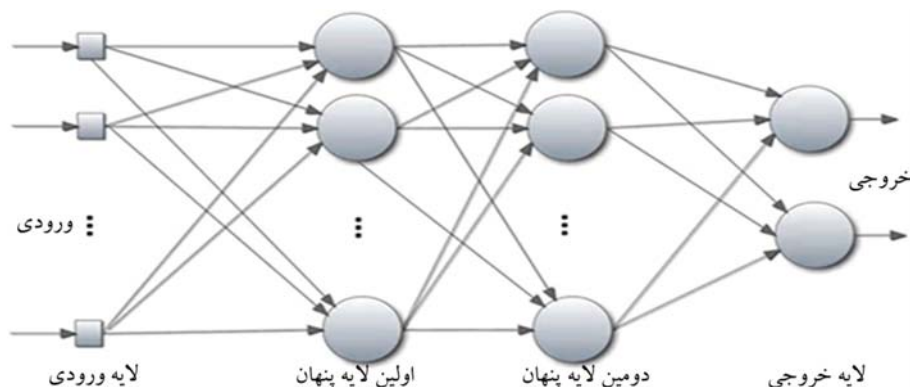
۲-۲-۸- خط سیر سیگنال^۲

مسیری را که یک متحرک در فضا به‌عنوان تابعی از زمان طی می‌کند را خط سیر سیگنال می‌گویند. با فرض اینکه، یک سیگنال شامل N عضو داده باشد، هر قسمت سیگنال با یکی از علائم $\{x(t_1), x(t_2), \dots, x(t_N)\}$ نشان داده می‌شود، به طوری که t_1, t_2, \dots, t_N بیانگر داده‌های ذخیره شده در یک سری زمانی است [۱۸].

در این مقاله، ابتدا نمودار $x(n+1)$ به $x(n)$ به‌عنوان مسیر حرکت سیگنال رسم گردید و به ۱۶ خانه تقسیم شد، سپس تعداد داده‌های شمارش شده در هر خانه در یک ماتریس به‌عنوان ویژگی گردید.

۲-۳- شبکه پرسپترون چند لایه

شبکه پرسپترون چند لایه (MLP) یک شبکه عصبی است که برای تقسیم‌بندی داده به کار می‌رود. یک MLP معمولی شامل لایه‌های ورودی و خروجی، و یک یا تعداد بیشتری لایه میانی می‌باشد. ابتدا ساختار شبکه شکل می‌گیرد و سپس نرون‌ها به‌وسیله وزن‌ها به یکدیگر متصل می‌شوند و شبکه آموزش می‌بیند. در شکل (۴) ساختار این شبکه به نمایش گذاشته شده است [۱۹].



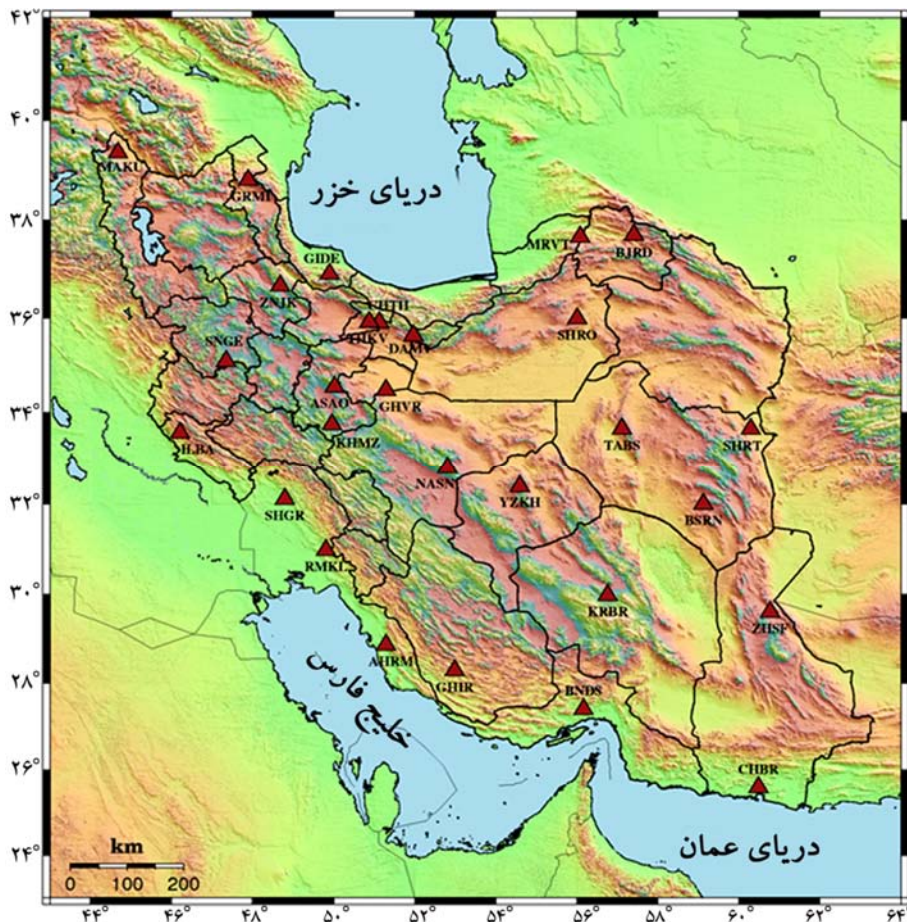
شکل (۴): ساختار کلی شبکه پرسپترون چند لایه.

۲-۴- اندازه‌گیری، مشاهده و محاسبه

ابتدا مشخصات حالت اول، و انجام آزمون مدل کردن آشوبناکی سیگنال بر اساس نویزها و تشخیص ناهنجاری‌های قبل از زلزله برای سیگنال‌های لرزه‌نگار مناطق جغرافیایی مختلف کشور ایران را مورد بررسی قرار می‌دهیم. این داده‌ها شامل ۷۶۰ رکورد از سیگنال‌های لرزه‌نگار قبل از زلزله‌های ۵ تا ۷ ریشتر سال‌های (۲۰۰۴-۲۰۱۰)، مربوط به ۲۱ ایستگاه مطابق جدول (۱)، (آشتیان) (ASAO)، بجنورد (BJRD)، خلیج فارس (BNDS)، چابهار (CHBR)، چاران، تهران (CHTH)، دماوند (DAMV)، قبر (GHIR)، قم (GHVR)، گرمی، اردبیل (GRMI)، خمین (HKMZ)، کرمان (KRBR)، ماکو (MAKU)، مراوه‌تپه (MRVT)، نائین (NAIN)، شوشتر (SHGR)، شاهرود (SHRO)، شاهرخت (SHRT)، سندج (SNGE)، طبس (TABS)، زاهدان (ZHSF)، زنجان (ZNJK) از پژوهشگاه بین‌المللی زلزله‌شناسی و مهندسی زلزله می‌باشد، و فرکانس نمونه‌برداری ۵۰ هرتز است.

در این مطالعه با استفاده از نتایج دو سری آزمون، مدل کردن آشوبناکی سیگنال بر اساس نویزها و تشخیص ناهنجاری‌های قبل از زلزله مورد بررسی قرار گرفته است. این در حالی است که مقایسه و بررسی ماتریس ویژگی مورد نظر به کمک شبکه پرسپترون چند لایه صورت گرفته و ماتریس ویژگی برای دو حالت زیر تشکیل شده است:

۱. با استفاده از سیگنال‌های لرزه‌نگار در مناطق جغرافیایی مختلف کشور (در شکل (۵) توزیع ایستگاه‌های موجود در مرکز ملی شبکه لرزه‌نگاری باند پهن ایران نشان داده شده است که از سیگنال‌های لرزه‌نگار ۲۱ ایستگاه آن در این پژوهش استفاده شده است).
۲. به صورت موردی با استفاده از سیگنال‌های لرزه‌نگار در یک ایستگاه خاص (ایستگاه قبر).



شکل (۵): توزیع ایستگاه‌های موجود در مرکز ملی شبکه لرزه‌نگاری باند پهن ایران [۲۰].

آماده‌سازی سیگنال و استخراج ویژگی‌ها کاملاً مشابه و یکسان می‌باشد، به همین دلیل، در ادامه، روند انجام آزمون و مراحل آماده‌سازی سیگنال و ماتریس ویژگی‌ها، به‌طور مشترک برای هر دو حالت بیان خواهد گردید.

داده‌های مورد استفاده در حالت دوم، شامل ۱۴۸ رکورد مربوط به سیگنال‌های ثبت شده لرزه‌نگار ایستگاه قیر، قبل از زلزله‌های ۵ تا ۷ ریشتر سال‌های (۲۰۰۴-۲۰۱۰) مطابق جدول (۱) می‌باشد. به‌منظور مقایسه دو حالت فوق، شرایط آزمون و مراحل

جدول (۱): اطلاعات زلزله‌های ۵-۷ ریشتری ثبت شده بین سال‌های ۲۰۰۴ تا ۲۰۱۰.

بزرگا و مشخصات جغرافیایی				زمان وقوع			تاریخ وقوع		
بزرگا M_L	عمق	طول جغرافیایی	عرض جغرافیایی	ثانیه	دقیقه	ساعت	روز	ماه	سال
۵/۲	۱۴/۱	۵۷/۹۲۶	۲۸/۸۳۳	۲۶/۱	۱۴	۱۱	۶	۱۰	۲۰۰۴
۵	۱۵/۹	۵۷/۲۶۶	۲۸/۴۰۸	۵۶/۱	۵۴	۱۲	۷	۱۰	۲۰۰۴
۶/۲	۱۶/۸	۵۴/۵۸۳	۳۷/۳۹۹	۱۵/۲	۴۶	۲۱	۷	۱۰	۲۰۰۴
۵	۱۸	۵۴/۷۶۹	۳۳/۵۷۶	۳۳/۹	۴	۱۰	۱۶	۱۰	۲۰۰۴
۶/۱	۵۴/۸	۶۱/۵۳۷	۲۷/۳۱۶	۲۷/۳	۳۱	۳	۱۳	۳	۲۰۰۵
۵/۱	۱۴/۲	۵۶/۹۹۷	۳۰/۸	۳۸/۸	۵۸	۱۸	۱	۵	۲۰۰۵
۵/۲	۱۴/۱	۵۶/۶۴۶	۳۰/۷۱۶	۵۷/۱	۴	۱۸	۱۴	۵	۲۰۰۵
۵/۲	۱۵	۵۸/۲۰۵	۳۳/۱۳۳	۴/۵	۴۶	۴	۱۹	۶	۲۰۰۵
۵	۱۸	۵۲/۶۷۴	۲۸/۸۸۳	۱۹/۷	۹	۵	۹	۸	۲۰۰۵
۵/۲	۱۴/۱	۵۵/۷۹۴	۲۷/۰۰۱	۳۹/۱	۳۰	۱۶	۲۷	۱۱	۲۰۰۵
۵	۱۵	۵۴/۶۸۹	۳۷/۵۸۸	۳	۵۷	۵	۲۹	۱۱	۲۰۰۵
۵/۲	۳۲/۹	۴۹/۱۴۶	۳۲/۱۱	۵۱/۱	۱۵	۲۳	۲۶	۱۲	۲۰۰۵
۵/۱	۱۵	۵۶/۱۲۲	۲۸/۱۲۲	۱۵	۵۳	۲۱	۲۷	۱۲	۲۰۰۵
۵	۱۴/۱	۵۵/۸۹۳	۳۰/۷۴۷	۳۱/۵	۳	۱۱	۱۸	۲	۲۰۰۶
۵/۸	۱۸	۵۶/۷۵۶	۲۸/۱۸۴	۳/۴	۳۱	۷	۲۸	۲	۲۰۰۶
۵/۵	۱۵/۸	۵۵/۸۶۶	۲۷/۵۷۱	۵۷/۳	۲۸	۷	۲۵	۳	۲۰۰۶
۵/۱	۱۵/۹	۵۶/۰۲۳	۲۷/۶۲۲	۱۶	۵۵	۹	۲۵	۳	۲۰۰۶
۵	۱۵	۵۵/۷۹۴	۲۷/۴۷۱	۳۷	۰	۱۰	۲۵	۳	۲۰۰۶
۵/۱	۱۵	۴۸/۹۱	۳۳/۶۹۳	۱۸	۳۶	۱۹	۳۰	۳	۲۰۰۶
۶/۱	۱۴/۱	۴۸/۹۱۲	۳۳/۶۵۲	۲/۳	۱۷	۱	۳۱	۳	۲۰۰۶
۵/۲	۱۷/۵	۴۸/۷۹۴	۳۳/۸۹۲	۲/۶	۵۴	۱۱	۳۱	۳	۲۰۰۶
۵/۶	۱۰	۵۵/۹۰۳	۲۶/۸۲۴	۹/۲	۲	۲۱	۲۸	۶	۲۰۰۶
۵	۴۶	۶۱/۱۸۵	۲۶/۲۳۳	۵/۵	۲۷	۲۳	۱۸	۷	۲۰۰۶
۵	۱۴/۱	۴۸/۸۸۲	۳۷/۴۹۹	۴۰/۲	۶	۲۰	۵	۱۱	۲۰۰۶
۵	۱۴/۱	۵۸/۴۵۴	۲۹/۱۷۲	۵۰	۳۶	۶	۲۶	۳	۲۰۰۷
۵/۶	۱۷/۳	۵۰/۸۴۲	۳۴/۵۱۵	۴۹/۴	۲۹	۱۴	۱۸	۶	۲۰۰۷
۵	۱۷/۹	۵۹/۱۹۵	۳۳/۳۰۱	۶/۴	۵۱	۳	۹	۳	۲۰۰۸
۵/۶	۳۲/۵	۴۷/۳۵۷	۳۲/۳۵۹	۳۹/۹	۵۲	۲۱	۲۷	۸	۲۰۰۸
۵/۸	۶/۷	۵۵/۷۱۵	۲۶/۹۴	۳۵/۱	۰	۱۱	۱۰	۹	۲۰۰۸
۵/۱	۱۴/۲	۵۴/۸۹۱	۲۶/۶۳۳	۱۶/۹	۱۷	۲۰	۲۵	۱۰	۲۰۰۸
۵/۲	۱۱	۵۵/۷۶۷	۲۶/۹۵۹	۲۰/۸	۳۶	۱۳	۷	۱۲	۲۰۰۸
۵	۱۵	۵۵/۸	۲۷/۰۸	۲۷/۴	۹	۱۵	۹	۱۲	۲۰۰۸
۵/۲	۱۴/۲	۵۵/۸۶۹	۲۶/۷۲۹	۲/۶	۵۳	۳	۲۲	۷	۲۰۰۹
۵/۱	۱۵	۴۹/۴۹۵	۳۱/۸۱۵	۴۹/۶	۵۰	۲۱	۴	۱۰	۲۰۰۹

رکوردها ۵ دقیقه‌ای، استخراج ویژگی‌ها به ترتیب زیر صورت گرفت: در ابتدا ویژگی‌های آماری (مد، میانگین، واریانس، کوواریانس، ماکزیمم، مینیمم، انحراف معیار، میانه، ضریب چولگی و ضریب کشیدگی) از سیگنال استخراج گردید.

به کمک CHAOSTEST.Mfile در نرم‌افزار مطلب [۲۱] بزرگ‌ترین نمای لیاپانوف (LAMBDA) محاسبه شد، این تابع با محاسبه یک سری پارامترهای خروجی میزان آشوبناکی سیگنال را بررسی می‌کند. LAMBDA اولین پارامتر خروجی این تابع است، در صورتی که LAMBDA مقدار مثبتی باشد، سیستم آشوب‌گونه، و در غیر این صورت آشوب‌گونه نخواهد بود. البته LAMBDA به‌تنهایی تعیین‌کننده آشوبناکی سیگنال نیست بلکه بقیه پارامترها نیز در تشخیص آشوبناکی مؤثر هستند، دومین پارامتر خروجی در این برنامه H است، که حاصل مقایسه LAMBDA با ALPHA می‌باشد. ALPHA یک عدد ثابت با پیش‌فرض ۰/۰۵ است، ($H = 0$) یعنی سیستم آشوب‌گونه و در غیر این صورت سیستم آشوبناک نیست. pValue احتمال مشاهده نتیجه حاصل با شانس معین است، به شرط اینکه فرضیه عدم آشوب درست باشد. Orders شامل خروجی سه‌گانه (L, m, q) است، که برای محاسبه بهترین ضرایب ورودی در تعیین LAMBDA مورد استفاده قرار می‌گیرد. CI نیز ضریب اطمینان ورودی برای LAMBDA در سطح ALPHA است.

تبدیل ویولت (DWT) بر اساس موجک Daubechies2، برای پنج مرحله اجرا شد (شکل ۶). به دلیل اینکه هر مرحله از تبدیل ویولت شامل تعداد زیادی نمونه بود، تنها هشت ویژگی آماری آن (مد، میانگین، واریانس، کوواریانس، ماکزیمم، مینیمم، میانه و انحراف معیار) برای هر مرحله ذخیره گردید. برای ویژگی تقسیم‌بندی داده‌ها، ۱۵۰۰۰ نمونه در هر رکورد به ۱۶ دسته تقسیم و تعداد داده‌ها در هر دسته به‌عنوان ویژگی استخراج شد.

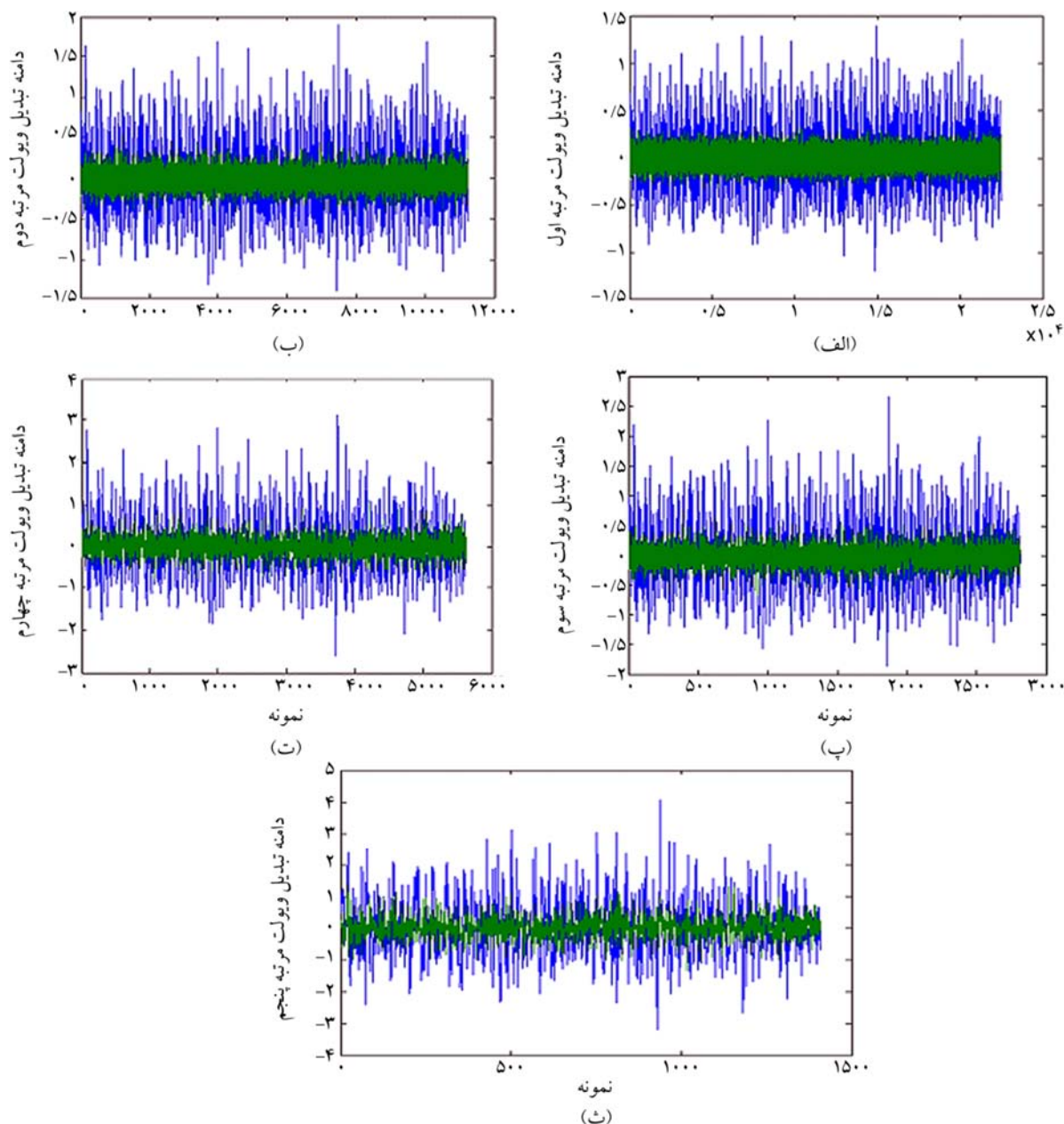
بعد از محاسبه آنتروپی داده‌ها به دلیل اینکه تعداد نمونه‌های حاصل بسیار زیاد بود، ویژگی‌های آماری و تقسیم‌بندی داده برای آنتروپی محاسبه و نتایج به‌عنوان ویژگی استخراج و ذخیره شد.

سیگنال‌های مورد استفاده در این تحقیق معمولاً شامل بازه‌های حدود ۱ تا ۲ ساعت قبل از شروع زمین‌لرزه و یا حین زمین‌لرزه و بعد از آن بود. برای ایجاد یکسانی در بازه‌ها ابتدا سیگنال زلزله بر اساس زمان وقوع آن از سیگنال اصلی حذف شد، سپس ۵ دقیقه قبل از سیگنال زلزله به‌منظور مدت‌زمان لازم برای تشخیص ناهنجاری‌های قبل از زمین‌لرزه و مدل کردن آشوبناکی سیگنال بر اساس نویزها در هر رکورد حذف گردید. مابقی سیگنال نیز به دو بازه ۲۰ دقیقه‌ای تقسیم شد، ۲۰ دقیقه اول (سیگنال ۱) نامیده شد، که در فاصله زمانی ۵ دقیقه بعد از این بازه زلزله به وقوع می‌پیوست و ۲۰ دقیقه دوم (سیگنال ۲) در فاصله زمانی ۵ دقیقه بعد از آن زلزله‌ای به وقوع نمی‌پیوست. به دلیل اینکه یک بازه ۲۰ دقیقه‌ای شامل ۶۰۰۰۰ نمونه می‌باشد، انجام محاسبات و استخراج ویژگی‌ها بسیار زمان‌بر و پیچیده بود، به همین دلیل بازه زمانی کوتاه‌تری (۵ دقیقه) برای انجام آزمون در نظر گرفته شد، بنابراین در ادامه تقسیم‌بندی قبل، ۵ دقیقه آخر سیگنال ۱ و ۵ دقیقه اول سیگنال ۲ برای استخراج ویژگی‌های هر کلاس انتخاب گردید (شکل ۱). کلاس یک مربوط به رکوردی است که ۵ دقیقه بعد از آن زلزله واقع می‌شود، و کلاس صفر، رکوردی را شامل می‌شود که ۵ دقیقه بعد از آن زلزله‌ای به وقوع نخواهد پیوست.

در آزمون اول که ۲۱ ایستگاه انتخاب شد، بعد از تقسیم‌بندی سیگنال‌ها تعداد ۳۸۰ رکورد برای کلاس ۱ و ۳۸۰ رکورد دیگر برای کلاس ۲ تولید شد. برای ایستگاه قیر (آزمون دوم) نیز سیگنال ۱ و ۲ مشابه مراحل فوق به تعداد ۷۴ عدد از هر کلاس تشکیل گردید.

به دلیل وجود نویز در سیگنال‌های ثبت شده، ابتدا سیگنال‌ها از یک فیلتر باتروث بالا گذر عبور داده می‌شود، هر چند فیلترینگ، مؤلفه فرکانس پایین و مقداری از نویزهای احتمالی سیگنال را حذف نمود، ولی هنوز امکان وجود نویز در سیگنال وجود دارد (شکل ۲). به همین دلیل در این مطالعه مدل کردن آشوبناکی سیگنال بر اساس نویزها مطرح شده است.

بعد از فیلتر نمودن و نرمالیزه کردن ۱۵۰۰۰ نمونه برای هر



شکل (۶): نمایش تبدیل ویولت، به ترتیب ویولت: (الف) مرتبه اول، (ب) مرتبه دوم، (پ) مرتبه سوم، (ت) مرتبه چهارم، (ث) مرتبه پنجم.

بردار ویژگی ورودی شامل ۲۶۰ ویژگی است: مد، میانگین، واریانس، کوواریانس، بیشینه، کمینه، انحراف معیار، مدین، ضریب چولگی و ضریب کشیدگی داده‌ها، pValue، CI، LAMBDA Orders(3) point، ویژگی‌های آماری و تقسیم‌بندی داده‌ها برای آنتروپی، ویژگی‌های آماری برای نرمالیزه و غیر نرمالیزه CA و CD از DWT برای پنج مرحله به‌طور جداگانه، ویژگی‌های آماری برای نرمالیزه و غیر نرمالیزه تبدیل فوریه و تقسیم‌بندی داده برای PSD، خط سیر سیگنال.

تبدیل فوریه نیز برای هر سیگنال محاسبه شد، سپس ویژگی‌های آماری، چگالی طیف توان و ویژگی تقسیم‌بندی داده از تبدیل فوریه برای ذخیره در ماتریس ویژگی استخراج گردید. نمودار $x(n+1)$ به $x(n)$ به‌عنوان یک مسیر رسم گردید و به ۱۶ خانه تقسیم و تعداد داده‌ها در هر خانه شمارش و ذخیره شد. تمام ویژگی‌ها بر اساس تعاریف و فرمول‌های ذکر شده و یا به کمک توابع نرم‌افزار مطلب تعریف و محاسبه شدند.

نبودن تعداد داده‌های هر دو روش باشد، زیرا تعداد داده‌های مورد استفاده برای آموزش و آزمایش شبکه برای ۲۱ ایستگاه بسیار بیشتر (۷۶۰ داده) از ایستگاه قیر (۱۴۸ داده) بوده است. علاوه بر این به دلیل اینکه در هر منطقه ویژگی‌های زمین‌شناختی مختلفی وجود دارد، به نظر می‌رسد انتخاب و اضافه نمودن این ویژگی‌های غیر وابسته به زمین‌شناسی به ویژگی‌های مربوط به زمین‌شناختی در هر منطقه می‌تواند بر روی نتایج شبکه هوشمند در تشخیص بی‌نظمی قبل از رخداد زلزله و مدل کردن آشوبناکی سیگنال بر اساس نویزها تأثیرگذار باشد.

۳- نتیجه‌گیری

پژوهش حاضر نشان می‌دهد که ویژگی‌های غیر مربوط به زمین‌شناسی و تنها وابسته به پردازش سیگنال لرزه، می‌تواند ما را به یافتن راهی برای مدل کردن آشوبناکی سیگنال بر اساس نویزها و تشخیص بی‌نظمی قبل از رخداد زلزله هدایت نماید، راهی که از ادغام آن با ویژگی‌های مربوط به علم زمین‌شناسی افق روشنی را در پیش رو خواهد داشت. استفاده از ویژگی‌های کارآمد در مدل کردن آشوبناکی سیگنال بر اساس نویزها به کمک شبکه هوشمند و تلاش برای حذف بیشتر نویزهای احتمالی و پیاده‌سازی این روش بر روی سیگنال لرزه، ما را به سوی یافتن راهی برای تشخیص دقیق‌تر و زود هنگام تغییرات قبل از وقوع زلزله و کاهش صدمات، مرگ‌ومیر و ویرانی ناشی از زلزله هدایت می‌کند.

روش ارائه شده، ماتریس جدیدی از ویژگی‌ها را مورد استفاده قرار داد که توانست به هم‌ریختگی سیگنال در فاصله زمانی ۵ دقیقه قبل از زمین‌لرزه را برای ۲۱ ایستگاه ثبت زلزله از سراسر ایران، با دقت قابل قبول ۸۱/۱۴۰۴ درصد به کمک شبکه پرسپترون چند لایه تشخیص دهد و آشوبناکی سیگنال بر اساس نویزها را مدل‌سازی نماید. سپس الگوریتم مورد استفاده در این روش بر روی داده‌های لرزه‌نگار ایستگاه قیر مورد بررسی قرار گرفت، در این حالت شبکه توانست بعد از آموزش توسط ۷۰ درصد داده‌های ذخیره شده لرزه‌نگاشت با دقت ۶۰/۸۶۹۶ درصد

۷۰ درصد از داده‌ها به صورت تصادفی به منظور آموزش شبکه و ۳۰ درصد آنها برای آزمایش شبکه با استفاده از نرم‌افزار متلب R2010a مورد استفاده قرار گرفت.

شبکه MLP، شامل ۲۶۰ ورودی و دو لایه میانی ۳۰ نورونی و ۲ نورون در لایه خروجی می‌باشد. شبکه با دو کلاس آموزش دید و آزمایش شد به طوری که خروجی شامل یکی از دو اعداد زیر می‌باشد: ۰: عدم وقوع زلزله در فاصله ۵ دقیقه‌ای بعد و ۱: وقوع زلزله در فاصله زمانی ۵ دقیقه بعد.

در آزمون اول که از سیگنال‌های ثبت شده لرزه‌نگار در ۲۱ ایستگاه از سراسر ایران استفاده شد، شبکه پرسپترون پس از ۴۰۶ تکرار فاز آموزش، به نتایج بسیار بهتری نسبت به آزمون دوم با دقت (۸۱/۱۴۰۴ درصد) برای تشخیص ناهنجاری‌های ۵ دقیقه قبل از رخداد زلزله و مدل کردن آشوبناکی سیگنال بر اساس نویزها دست یافت؛ در حالی که وقتی از داده‌های ثبت شده لرزه‌نگاشت در ایستگاه قیر استفاده شد، شبکه پرسپترون بعد از ۷۶ تکرار فاز آموزش به تشخیص ناهنجاری‌های ۵ دقیقه قبل از وقوع زلزله و مدل کردن آشوبناکی سیگنال بر اساس نویزها به دقت ۶۰/۸۶۹۶ رسید، این نتایج در جدول (۲) نمایش داده شده است.

جدول (۲): نتایج عملکرد شبکه پرسپترون با استفاده از سیگنال‌های ثبت شده لرزه‌نگار در ۲۱ ایستگاه در مقایسه با ایستگاه قیر.

دسته‌بندی کننده‌ها	شبکه پرسپترون چند لایه (۲۱ ایستگاه)	شبکه پرسپترون چند لایه (ایستگاه قیر)
Accuracy	۸۱/۱۴۰۴٪	۶۰/۸۶۹۶٪
Sensitivity	۸۰/۷۰٪	۰/۹۵۶۵٪
Specificity	۸۱/۵۸٪	۰/۲۶۰۹٪
Average Error	۰/۱۶۹۱ ۰/۱۶۶۳	۰/۱۷۵۰ ۰/۱۶۴۲

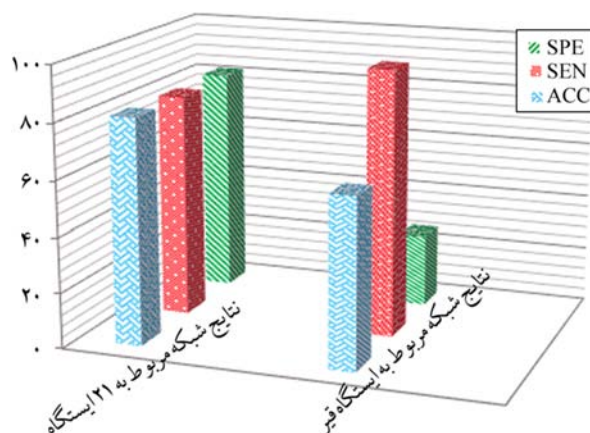
نتایج نشان می‌دهد که شبکه پرسپترون چند لایه در آزمون اول، یعنی حالتی که از سیگنال‌های لرزه‌نگاشت ۲۱ ایستگاه استفاده شد از نتیجه‌ای با دقت بیشتر نسبت به آزمون دوم، یعنی زمانی که از سیگنال‌های لرزه‌نگاشت ایستگاه قیر استفاده گردید، برخوردار شده است. یکی از دلایل این تفاوت می‌تواند مساوی

دکتر زعفرانی و همچنین همکاران مرکز پیش‌بینی پژوهشگاه
قدردانی به عمل می‌آید.

مراجع

- Zare, M. (2008) Evaluation of seismic attributes, Bam earthquake. *The First Earthquake Precursor Workshop* (in Persian).
- Çelik, E., Atalay, M., and Bayer, H. (2014) Earthquake prediction using seismic bumps with artificial neural networks and support vector machines. *22nd Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*, 730-733.
- Alarifi, A., Alarifi, N.S.N., and Al-Humidan, S. (2011) Earthquakes magnitude predication using artificial neural network in northern Red Sea area. *Journal of King Saud University, Science*, **24**, 301-313.
- Topcu, I.B. and Sarıdemir, M. (2008) Prediction of compressive strength of concrete containing fly ash using artificial neural networks and fuzzy logic. *Computational Materials Science*, 305-311.
- Pazoki, A.R., Farokhi, F., and Pazoki, Z. (2014) Classification of rice grain varieties using two artificial neural networks (MLP and NEURO-FUZZY). *The Journal of Animal and Plant Sciences*, **24**, 336-343.
- Nasrollah Nejad, A., Alamehzadeh, M., and Javan Doloyee, G. (2016) Estimating values of the maximum peak ground acceleration of a strong motion by three models of artificial neural networks. *Bulletin of Earthquake Science and Engineering*, **3**(4), 1-19 (in Persian).
- Dehbozorgi, L. (2014) Investigation of two groups of features for short-term Iran earthquake prediction using seismic signals with neuro-fuzzy classifier and multilayer perceptron neural network. *The First National Conference on Metaheuristic Algorithms and its Applications in Science and Engineering* (in Persian).
- Dehbozorgi, L. and Pazoki, Z. (2016) Study of the seismic signals before earthquakes larger than 5 on the Richter scale with neuro-fuzzy classifier

بی‌نظمی قبل از رخداد زلزله را برای ۳۰ درصد رکورد باقیمانده از داده‌های ذخیره شده لرزه‌نگاشت این ایستگاه تشخیص دهد و آشوبناکی سیگنال بر اساس نویزها را مدل‌سازی نماید. هر چند تعداد سیگنال‌های زلزله ثبت شده در این ایستگاه به نسبت تعداد سیگنال‌های زلزله ثبت شده در ۲۱ ایستگاه کمتر می‌باشد ولی ویژگی‌های مورد استفاده در این الگوریتم توانست به خوبی در تشخیص ناهنجاری‌های قبل از وقوع زلزله و مدل کردن آشوبناکی سیگنال بر اساس نویزها در هر دو حالت، نقش خود را ایفا نماید (شکل ۷).



شکل (۷): مقایسه ویژگی‌های دقت (ACC)، حساسیت (SEN) و اختصاصی بودن (SPE) شبکه پرسپترون چند لایه برای ایستگاه قیر در مقایسه با ۲۱ ایستگاه.

پیشنهاد می‌شود تا در صورت امکان تعداد بیشتری از سیگنال‌های لرزه‌نگار برای هر ایستگاه ثبت زلزله جمع‌آوری شود و در صورت پیاده‌سازی این روش در هر ایستگاه تعدادی از ویژگی‌های زمین‌شناسی مربوط به آن منطقه نیز به ماتریس ویژگی‌ها اضافه گردد. همچنین از روش‌های دیگری برای حذف بیشتر نویزهای احتمالی در سیگنال استفاده شود و ماشین شوریایی نیز در تحقیقات آینده مورد استفاده قرار گیرد.

سپاسگزاری

این پژوهش با استفاده از داده‌های ثبت شده لرزه‌نگارهای پژوهشگاه بین‌المللی زلزله‌شناسی و مهندسی زلزله صورت گرفته است. بدین وسیله از همکاری دکتر مختاری، دکتر انصاری،

- simulation. *American Control Conference on O'Farrell Street*, 5031-5036.
19. Abroudi, A., Farokhi, F., and Zahedi, F. (2012) Instance selection for training of intelligent networks based on fast condensed nearest neighbor rule. *IEEE Conference*, 1-4.
 20. International Institute of Earthquake Engineering and Seismology [Online]. <http://www.iiees.ac.ir>.
 21. Mathlab [Online]. <https://www.mathworks.com>.
- واژه‌نامه**
- | | |
|-------------------------------|---------------------------|
| Multilayer Perceptron Network | ۱- شبکه پرسپترون چند لایه |
| Intelligent Network | ۲- شبکه هوشمند |
| Power Spectral Density | ۳- چگالی طیف توان |
| Trajectory | ۴- خط سیر سیگنال |
9. Podder, P., Hasan, M., Islam, R., and Sayeed, M. (2014) Design and implementation of Butterworth, ChebyshevI and elliptic filter for speech signal analysis. *International Journal of Computer Applications*. **98**, 12-18.
 10. Noferesti, M. (2014) Statistics in business and economics. **23** (in Persian).
 11. Majumdar, K. and Myers, M.H. (2006) Amplitude suppression and chaos control in epileptic EEG signals. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, **7**, 53-66.
 12. Arbabi, E. (2005) *Investigation on Relation Between Effective Features Used for Different Classifiers in BCI*. M.Sc. Thesis, Sharif Univ., Tehran (in Persian).
 13. Mohamad pour, M. and Farokhi, F. (2009) An advanced method for speech recognition. *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 995-1000.
 14. Myint, S.W., Zhu, T., and Zheng, B. (2015) A novel image classification algorithm using over complete wavelet transforms. *IEEE Geoscience and Remote Sensing*, **12**, 6.
 15. Scognamiglio, L. and Hutchings, L. (2009) A test of a physically-based strong ground motion prediction methodology with the 26 September 1997, $M_w=6.0$ Colfiorito (Umbria-Marche sequence), Italy earthquake. *Tectonophysics*, 145-158.
 16. Singh, N. and Khan, R.A. (2015) Speaker Recognition and Fast Fourier Transform. *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, **5**(7), 530-534.
 17. Mack, C.A. (2015) More systematic errors in the measurement of power spectral density. *J. Micro/Nanolith. MEMS MOEMS*, **14**(3), 033502-033508.
 18. Xue, Y., Ludovice, P.J., and Grover, M.A. (2011) Dynamic coarse graining in complex system and multilayer perceptron network. *The 3rd International Congress on Technology Communication and Knowledge* (in Persian).