پیش‌بینی آماری پهنه‌بندی خطر زلزلهٔ احتمالی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

محسن گرامی، *عباس سیوندی‌پور، هادی تقدیسی
دانشکده مهندسی عمران دانشگاه سمنان

تاریخ: دریافت ۹۰/۱۲/۱۴ **پذیرش** ۹۱/۸/۱۴

چکیده

پیش‌بینی محل وقوع زلزله‌های آتی همراه با تعیین درصد احتمال رخداد، می‌تواند در کاهش خطرات ناشی از زلزله بسیار سودمند باشد. تعیین محل‌های پیش‌بینی شده، سبب افزایش توجه به طراحی، به‌سازی لرزه‌ای و ارزیابی قابلیت اعتمادپذیری سازه‌های موجود در این مکان‌ها می‌شود. در پیش‌بینی زمان وقوع زلزله فرضیه‌ها و نظریه‌های گسترده‌ای مطرح است. هنوز شیوه‌ای دقیق برای پیش‌بینی زمان رخداد زلزله‌های آتی مورد تأیید قرار نگرفته است. در مورد پیش‌بینی بزرگی زلزله، بررسی‌های گسترده‌ای انجام شده است، ولی در زمینهٔ پهنه‌بندی مکان رخداد زلزله احتمالی هنوز هیچ پژوهشی صورت نگرفته است. در این پژوهش با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی خود سازمان یافته، در استان‌های سمنان و قم، مکان‌هایی که احتمال رخداد زلزله آتی وجود دارد، پیش‌بینی شده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی انتخاب شده در این تحقیق، با دریافت الگوهای ورودی قادر به استخراج مشخصات الگوهای پیچیده‌ای از داده‌های ورودی(کاتالوگ زمین لرزه‌ها) است. سپس با پژوهش‌های آماری انجام شده، نقشهٔ پهنه‌بندی مکان زلزله احتمالی ترسیم شده است. برای انجام این کار مشخصات زلزله‌های رخ داده بین سال‌های ۱۹۰۳ تا ۲۰۱۲ در استان‌های مورد نظر از پایگاه‌های مختلف لرزه‌ای جمع‌آوری شد. با توجه به نقشه‌های به‌دست آمده، بیش‌ترین احتمال وقوع زلزله در استان قم، در منطقهٔ مرکزی این استان با احتمال ۳۱/٦ درصد و در استان سمنان در محدودهٔ شمالی این استان با احتمال ۲۸/۹ درصد پیش‌بینی شده است.

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی زلزله، نقشهٔ پهنه‌بندی، خطر زلزله، شبکهٔ عصبی مصنوعی، بررسی‌های آماری

*نویسندهٔ مسئول abbas.sivandi@gmail.com

[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-29]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1391.6.1.5.7]

مقدمه

سه شاخص اصلی یک زلزله شامل زمان، بزرگی و محل وقوع از جمله عدم قطعیت‌هایی هستند که همواره در پژوهش‌های محققان مورد توجه بوده است. در بررسی قابلیت اعتمادپذیری لرزه‌ای سازه عدم قطعیت‌های زلزله نقش اساسی دارد. در پیش‌بینی مؤلفهٔ زمان رخداد زلزله، هنوز روشی قابل اطمینان که دارای دقت مطلوب باشد تأیید نشده است. در سال‌های اخیر زلزله‌شناسان و مهندسان زلزله برای کاهش خطرات ناشی از زلزله، پژوهش‌های خود را در زمینهٔ پیش‌بینی زلزله، بر روی شاخص‌های بزرگی و محل وقوع زلزله متمرکز کرده‌اند. برآورد درصد احتمال وقوع زلزله‌های آتی در مناطق پیش‌بینی شده، می‌تواند در افزایش توجه به طراحی سازه‌ها در مکان‌های پیش‌بینی شده و هم‌چنین به‌سازی لرزه‌ای سازه‌های موجود در این محل‌ها نقش اساسی داشته باشد [۱]، [۲]، [۳]، [٤]. در سال‌های اخیر برای پیش‌بینی مؤلفه‌های زلزله از شیوه‌های گوناگونی از جمله تحلیل داده‌های لرزه‌ای [۲]، کنترل پیش نشان‌گرها [۳]، کنترل مختصات جغرافیایی [٤]، مدل‌های آماری احتمالاتی [٥]، شبکه‌های عصبی [٦] و ... استفاده شده است. یاماشینا در سال ۲۰۰٦ با استفاده از روش‌های آماری، به پیش‌بینی زلزله‌های ژاپن پرداخت. تحقیقات وی بر اساس این فرضیه بود که یک جفت زلزله متوالی با بزرگی یک‌سان ممکن است از سیگنال یک زلزله بزرگ قریب‌الوقوع باشند. وی در پژوهش خود دو گروه زلزله با احتمال وقوع ۱۰ تا ۲۰ درصد و ۲۰ تا ۳۰ درصد را پیش‌بینی کرد. درصد موفقیت پیش‌بینی‌های وی با استفاده از آزمون جابه‌جایی زمان، ۲۰٪ برای گروه اول و ۳٤٪ برای گروه دوم بود [۷]. اشتری جعفری در سال ۲۰۱۰ در تحقیقات خود به پیش‌بینی زلزلهٔ بزرگ آیندهٔ تهران با حداکثرسازی چگالی احتمالاتی شرطی با استفاده از ٦ مدل آماری پرداخت [۸]. عادلی و پناکات در سال ۲۰۰۹ یک شبکهٔ عصبی احتمالاتی برای پیش‌بینی بزرگی زلزله‌های بین ٤/٥ تا ٦ ریشتر پیشنهاد کردند [۹]. کولاس و همکاران در سال ۲۰۰۹ با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی با کنترل گاز رادون مدلی برای پیش‌بینی زلزله ارائه کردند. در مدل آن‌ها از داده‌های ۱٤۷ زمین لرزه استفاده شد که دارای میانگین خطای ۳/۲٪ بود [۱۰]. مختاری در سال ۲۰۱۰ با استفاده از پیش نشانه‌های زلزله و کنترل داده‌های لرزه‌ای منطقه شمال ایران به پیش‌بینی زلزله‌های محتمل در این منطقه پرداخت [۲].

[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-29]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1391.6.1.5.7]

موسترا و همکاران در سال ۲۰۱۰ با استفاده از سیگنال‌های الکتریکی لرزه‌ای و شبکه‌های عصبی مصنوعی به پیش‌بینی بزرگی زلزله‌های بزرگ‌تر از ۵/۲ ریشتر در کشور یونان پرداختند [۳]. علامه‌زاده در سال ۲۰۰۸ با استفاده از شبکهٔ عصبی مصنوعی به بررسی پیش‌یابی توزیع پس لرزه‌های زلزله بم پرداخت [۱۱]. با توجه به این‌که الگوهای لرزه‌ای، قبل از وقوع زمین لرزه‌های بزرگ به‌طور دقیق مشخص نیست، نیاز به مدل‌های آماری پیشرفته نظیر شبکه‌های عصبی مصنوعی انکارناپذیر است. با توجه به این‌که ساختارهای متنوع موجود در زمین سبب تضعیف موج و ایجاد ماهیت تصادفی و غیرقطعی در سیگنال‌های لرزه‌ای می‌شود، برای شناسایی الگوی سیگنال‌های لرزه‌ای باید به شکلی غیرسیستماتیک با مسائل برخورد کرد. برتری و توانایی روش‌های مدرن مبتنی بر استدلال تقریبی است و می‌توانند به شکلی غیر مستقیم با مسائل برخورد کنند. در مقایسه با متدهای کلاسیک شناسایی الگو، طراحی شبکه‌های عصبی، به‌طور مستقیم وابسته به داده‌های حقیقی است، به‌همین خاطر این طراحی‌ها به مدل آزاد معروفند. در کاربردهای مؤلفه‌های وابسته به زمان، نظیر کاتالوگ زمین لرزه‌ها، الگوهای جدید را می‌توان جای‌گزین الگوهای قدیمی کرد. در این پژوهش مشخصات زلزله‌های بزرگ‌تر از ٤/٥ ریشتر رخ داده در استان‌های قم و سمنان بین سال‌های ۱۹۰۳ تا ۲۰۱۲ از پایگاه‌های مختلف لرزه‌ای جمع‌آوری شده است. با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی کوهونن[۱] به پیش مکان‌یابی زلزلهٔ بزرگ احتمالی در استان‌های قم و سمنان پرداخته شده است. دلیل انتخاب شبکهٔ عصبی کوهونن این است که این شبکه‌ها قادرند حجم زیادی از اطلاعات ورودی (مانند کاتالوگ زمین لرزه) را به‌طور هم‌زمان و به‌صورت موازی دسته‌بندی کنند و الگوهای لرزه‌ای را به‌خوبی تشخیص دهند. استفاده از شبکه‌های عصبی کوهونن به‌دلیل وجود مدل‌های آماری در الگوریتم درونی سبب شده است بر خلاف اغلب روش‌های آماری نیازی به فرضیه‌های زیاد نداشته باشد. سپس با توجه به بررسی آماری انجام شده درصد احتمال وقوع زلزله در هر منطقه از استان‌های مورد نظر ارزیابی شد. پس از بررسی آماری داده‌های پیش‌بینی شده، نقشهٔ پهنه‌بندی خطر زلزلهٔ احتمالی در استان‌های مورد نظر ترسیم گردیده است.

۱. Kohonen

[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-29]

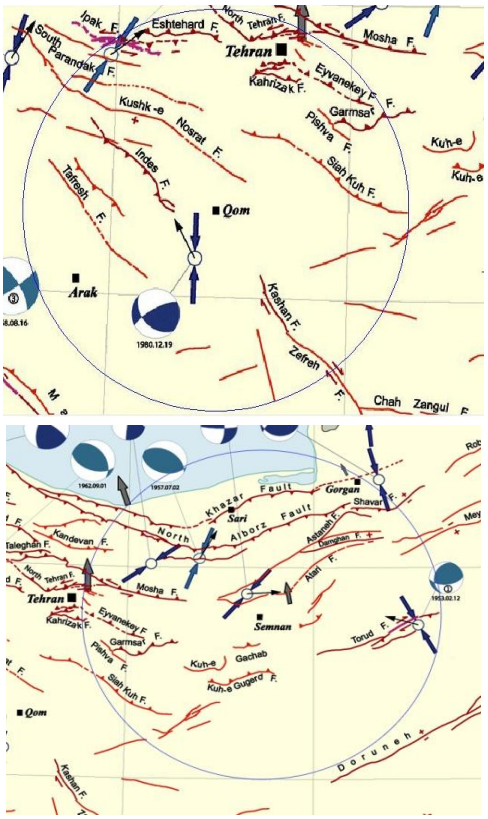
[DOR: 20.1001.1.22286837.1391.6.1.5.7]

خصوصیات ژئوفیزیکی و لرزه‌خیزی منطقه

برای اختصاص داده‌های لرزه‌ای به شبکهٔ عصبی، خصوصیات دقیق لرزه‌ای منطقه، مورد نیاز است. محدودهٔ بررسی شده استان قم دارای شعاع ۱۵۰ کیلومتری (شامل استان‌های قم، سمنان، تهران، اراک و اصفهان) است. محدودهٔ بررسی شده برای استان سمنان دارای شعاع ۲۰۰ کیلومتری (شامل استان‌های مازندران، گلستان، یزد و تهران) است. در شکل۱ گسل‌های فعال موجود در محدودهٔ بررسی شده در استان‌های مورد نظر نشان داده شده است.

الف

ب



شکل ۱. گسل‌های فعال موجود در محدودهٔ انتخابی برای الف) استان قم ب) استان سمنان

سابقه و مشخصات زلزله‌های بزرگ‌تر از ٤/٥ ریشتر رخ داده در استان‌های قم و سمنان از سال ۱۹۰۳ تا ۲۰۱۲ استخراج شد. برای استخراج داده‌های لرزه‌ای از پایگاه‌های مختلف استفاده شده است. مشخصات زلزله‌های مورد نظر در جدول‌های ۱ و ۲ به‌ترتیب برای استان‌های قم و سمنان نشان داده شده است.

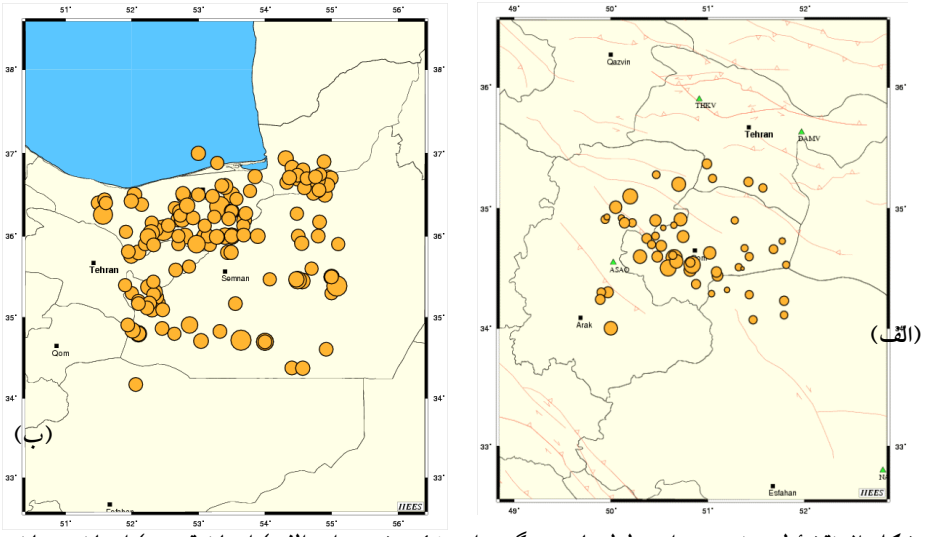
[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-29]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1391.6.1.5.7]

جدول۱. زلزله‌های بزرگ‌تر از ٤/٥ ریشتر رخ داده در استان قم

No.	Date	lat	long	Mag	Ref.	No.	Date	lat	long	Mag	Ref.
1	1937	34.8	52.1	mb:5.5	ISS	13	1968	35.06	50.16	mb:5.2	EHB
2	1951	34.8	52.1	mb:5	ISS	14	1970	35.13	50.76	mb:4.8	EHB
3	1954	35.3	52	M:4.5	CP	15	1971	34.64	50.36	mb:4.7	EHB
4	1960	34.5	50.5	M:5.1	FS	16	1975	35.62	50.26	mb:4.7	EHB
5	1962	35.56	49.72	mb:5.6	EHB	17	1977	34.84	52.01	mb:5.3	EHB
6	1962	35.6	49.9	mb:4.5	BCIS	18	1979	35.2	52.1	mb:4.6	ISC
7	1962	35.62	50.06	mb:5.5	EHB	19	1979	34.87	52.45	mb:4.6	EHB
8	1962	35.53	50.06	M:5	NOW	20	1980	34.47	50.65	Mw:6.2	EHB
9	1963	35.7	49.9	M:5.5	NAB	21	1980	34.43	50.63	Mw:5.7	EHB
10	1963	33.59	51.54	mb:4.5	NOW	22	1982	34.74	50.98	mb:4.5	ISC
11	1964	35.52	50.18	mb:5.1	EHB	23	1982	35.11	52.31	MS:5.4	EHB
12	1967	35.4	51.9	mb:4.5	ISC	24	1985	34.47	50.69	mb:4.7	ISC

No.	Date	lat	long	Mag	Ref.
25	1988	34.48	50.79	mb:4.5	ISC
26	1988	34.41	50.25	mb:4.5	ISC
27	1988	35.38	52.25	Mw:5.2	EHB
28	1988	35.17	52.26	mb:4.9	EHB
29	1988	35.12	52.23	mb:4.7	ISC
30	1993	35.17	52.1	mb:4.6	EHB
31	2003	35.17	50.5	mb:4.7	EHB
32	2005	34.17	52.06	ML:4.6	IIEES
33	2007	34.52	50.84	ML:5.6	IIEES
34	2007	34.91	51.94	ML:4.6	IIEES



شکل ۲. نقشهٔ لرزه‌خیزی برای زلزله‌های بزرگ‌تر از ٤/٥ ریشتر برای الف) استان قم ب) استان سمنان

[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-29]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1391.6.1.5.7]

جدول ۲. زلزله‌های بزرگ‌تر از ٤/٥ ریشتر رخ داده در استان سمنان

No.	Date	lat	long	Mag.	Ref.	No.	Date	lat	long	Mag.	Ref.
1	1903	36.5	54.9	Ms:5	MEA	48	1957	35.9	52.7	M:4.5	CCP
2	1917	36.94	54.31	Ms:5.3	AMB	49	1957	35.9	52.2	M:4.5	CCP
3	1924	35.5	55	mb:5	ISS	50	1957	36.16	52.3	M:4.5	PT
4	1924	37	53	Ms:4.9	MEA	51	1957	36	52.7	M:4.5	PT
5	1927	34.72	53.64	mb:6.9	AMB	52	1958	36.13	52.55	mb:4.7	NOW
6	1927	34.7	54	mb:5.2	ISS	53	1958	36.5	53	M:4.6	PT
7	1927	34.7	54	mb:4.7	ISS	54	1958	36.21	52.76	mb:4.5	NOW
8	1927	34.7	54	mb:5.7	ISS	55	1958	36.27	52.8	M:5	NOW
9	1927	34.7	54	mb:5.7	ISS	56	1959	36.49	52.78	mb:5	NOW
10	1927	34.7	54	mb:4.7	ISS	57	1962	36.6	54.8	M:4.9	CCP
11	1928	35.5	55	M:5.2	ISS	58	1962	36.6	54.8	Ms:4.5	MEA
12	1930	35.76	51.99	Ms:5.2	AMB	59	1962	36.55	54.79	Ms:4.8	EHB
13	1930	35.8	52.1	mb:5	ISS	60	1964	36.8	54.57	mb:4.6	ISC
14	1932	36.5	53.5	Ms:5.4	MEA	61	1965	36.17	54.82	mb:4.6	ISC
15	1935	36.36	53.32	mb:6.8	AMB	62	1966	35.8	53.44	mb:4.9	ISC
16	1935	36.48	53.21	mb:4.7	NAB	63	1967	35.4	51.9	mb:4.5	ISC
17	1935	36	53.1	Ms:5.4	MEA	64	1967	36.71	54.95	mb:5.1	ISC
18	1935	36	52.8	Ms:5.4	MEA	65	1967	36	53.89	mb:5	ISC
19	1935	36	53.5	Ms:5.5	MEA	66	1967	36.19	53.69	mb:5	ISC
20	1935	36	53.4	Ms:5.6	MEA	67	1968	36.61	53.35	mb:4.6	ISC
21	1935	36.3	53.5	mb:4.5	ISS	68	1968	36.72	53.85	mb:4.8	ISC
22	1935	36.3	53.5	Ms:5.1	MEA	69	1968	35.8	53.49	mb:4.9	ISC
23	1935	36	53.5	Ms:4.9	MEA	70	1969	36.74	54.49	mb:4.7	EHB
24	1935	36.3	53.5	mb:4.5	ISS	71	1971	36.2	52.76	mb:5.2	EHB
25	1937	34.8	52.1	mb:5.5	ISS	72	1972	36.21	53.46	mb:4.6	ISC
26	1939	35.45	54.56	Ms:5.4	NOW	73	1972	36.51	52.77	mb:4.8	ISC
27	1940	36.5	52.04	M:5	NOW	74	1973	36.89	53.29	M:4.5	ISC
28	1942	35.3	55	M:4.5	CCP	75	1974	35.81	51.95	M:4.6	ISC
29	1944	36.7	54.5	mb:5.4	BER	76	1974	36.22	52.92	mb:4.6	EHB
30	1944	36	54.8	M:4.7	CCP	77	1975	36	53.15	mb:4.6	ISC
31	1945	35.18	52.4	mb:4.7	BER	78	1977	34.84	52.01	mb:5.3	EHB
32	1951	34.8	52.1	mb:5	ISS	79	1977	36.7	54.99	mb:4.9	ISC
33	1951	35.89	53.17	M:4.5	NOW	80	1979	35.2	52.1	mb:4.6	ISC
34	1952	36.6	53.4	Ms:5.4	ULM	81	1979	36.34	52.65	mb:4.5	ISC
35	1952	36.65	54.33	Ms:4.6	NOW	82	1979	34.87	52.45	mb:4.6	EHB
36	1953	35.39	55.08	mb:6.9	A28	83	1980	35.25	52.38	mb:4.5	ISC
37	1953	35.6	54.7	M:4.5	CP	84	1982	36.13	53.68	mb:4.5	ISC
38	1953	36.83	54.41	mb:4.8	BER	85	1982	35.47	54.07	mb:4.5	EHB
39	1953	35.9	55.1	M:4.5	CP	86	1982	35.11	52.31	MS:5.4	EHB
40	1953	35.5	55	M:4.7	CP	87	1983	36.04	52.29	Mw:5.5	EHB
41	1953	36	54.5	mb:4.7	STR	88	1983	35.99	52.24	mb:5.4	EHB
42	1954	35.3	52	M:4.5	CP	89	1984	36.62	54.94	mb:4.9	EHB
43	1957	34.91	52.87	mb:5.5	NOW	90	1985	36.27	53.71	mb:4.7	ISC

[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-29]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1391.6.1.5.7]

44	1957	36.4	51.5	Ms:4.8	MEA	91	1985	35.58	52.66	mb:4.7	EHB
45	1957	36.07	52.47	mb:7	AMB	92	1985	36.68	54.77	Mw:6.1	EHB
46	1957	36.08	52.37	Ms:4.6	NOW	93	1985	36.52	54.73	mb:4.6	ISC
47	1957	36.2	52.7	M:5	PT	94	1985	36.58	54.59	mb:4.7	ISC

ادامه جدول ۲

No.	Date	lat	long	Mag.	Ref.
95	1985	36.7	54.63	mb:4.5	ISC
96	1985	36.9	54.89	mb:4.7	ISC
97	1986	36.01	53.68	mb:4.6	ISC
98	1986	34.38	54.4	mb:4.6	ISC
99	1988	35.32	52.34	Mw:5.3	EHB
100	1988	35.38	52.25	Mw:5.2	EHB
101	1988	35.28	52.33	mb:4.6	EHB
102	1988	35.1	52.46	mb:4.7	ISC
103	1988	35.17	52.26	mb:4.9	EHB
104	1988	35.12	52.23	mb:4.7	ISC
105	1988	34.37	54.57	mb:4.8	ISC
106	1990	35.9	52.97	Mw:6	EHB
107	1990	35.99	53.29	mb:4.6	ISC
108	1990	35.91	54.55	mb:4.8	EHB
109	1990	36.13	53.1	mb:4.5	ISC
110	1991	35.44	52.32	mb:4.5	ISC
111	1991	36.23	53.24	mb:4.5	ISC
112	1991	35.99	53.27	mb:5	ISC
113	1992	36.29	52.72	mb:5.1	EHB
114	1993	34.83	53.32	mb:4.7	ISC
115	1993	36.75	54.83	mb:4.5	EHB
116	1993	35.17	53.56	mb:4.6	EHB
117	1993	35.17	52.1	mb:4.6	EHB
118	1993	36.55	53.78	mb:4.5	ISC
119	1994	36.72	54.76	mb:4.7	ISC
120	1994	36.05	51.91	mb:4.5	ISC
121	1997	36.27	54.48	mb:4.5	EHB
122	1998	36.38	52.15	mb:4.6	EHB
123	1999	36.45	53.57	mb:4.5	EHB
124	2000	36.71	54.37	Mw:4.9	EHB
125	2002	36.42	51.99	mb:4.8	EHB
126	/2002	35.89	52.33	mb:4.7	NEIC
127	2003	35.63	52.86	mb:4.5	ISC
128	2003	34.61	54.92	mb:4.6	ISC
129	2004	36.26	51.57	Ms:6.4	EHB
130	2004	36.44	51.59	ML:4.6	IIEES
131	2004	36.4	51.61	ML:4.5	IIEES
132	2005	34.17	52.06	ML:4.6	IIEES
133	2007	34.91	51.94	ML:4.6	IIEES

[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-29]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1391.6.1.5.7]

134	2007	34.71	53.04	ML:5.1	IIEES
135	2008	36.25	52.73	ML:4.5	IIEES
136	2010	35.46	54.49	ML:5.9	IIEES
137	2010	35.47	54.47	ML:5.2	IIEES

معرفی شبکهٔ عصبی مصنوعی استفاده شده در این تحقیق

در سال‌های اخیر استفاده از هوش مصنوعی از جمله شبکه‌های عصبی در تحقیقات علمی رشد روز افزونی داشته است. اولین گام در به‌کار گرفتن شبکه‌های عصبی مصنوعی برای هدفی خاص، انتخاب شبکهٔ مناسب است. مدلی از شبکه‌های عصبی مصنوعی که در دسته‌بندی و خوشه‌بندی داده به‌کار می‌رود، شبکه‌های عصبی خودسازمانده[1] است. این مدل را اولین بار کوهونن معرفی کرد و به مدل کوهونن معروف گردید [۱۲]. هدف اساسی شبکهٔ عصبی خودسازمانده کوهونن، تبدیل الگویی ورودی با ابعاد اختیاری، به الگویی گسسته یک یا دو بعدی است. هنگامی که الگوریتم شبکهٔ عصبی خودسازمانده کوهونن هم‌گرا شد، الگوی مشخصات محاسبه شده با این الگوریتم، مشخصات آماری مهم فضای ورودی را نشان می‌دهد. این خاصیت حاکی از آن است که اگر داده‌های ورودی دارای یک توزیع غیرخطی در فضای ورودی باشد، الگوی خودسازمانده قادر است که بهترین مشخصه‌ها را از طریق خوشه‌بندی، برای تقریب توزیع موجود در داده‌های ورودی انتخاب کند. با توجه به این‌که الگوهای لرزه‌ای قبل از زمین لرزه‌های بزرگ ممکن است به‌وضوح مشخص نباشند، استفاده از تکنیک‌های تشخیص الگو با مدل‌های آماری پیشرفته نظیر شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل‌های بدون سرپرستی نظیر مدل‌های خودسازمان‌یافته برای شناسایی مناطق پرخطر لرزه‌ای پیشنهاد می‌شود. تفکر خودسازمان‌یافتگی توصیف منطقی خوبی برای پدیده‌های بدون مقیاس نظیر زلزله است. برای یافتن تغییرات کلی در سیستم گسلی قبل از وقوع زلزله‌های بزرگ، می‌توان از مدل‌های آماری پیشرفته نظیر شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده کرد. این مدل‌های آماری قادرند سیستم‌های بزرگ را به سیستم‌های کوچک نسبت داده و پس از بررسی زلزله‌های کوچک در منطقهٔ بررسی شده روند تجمع زلزله‌های آینده را تخمین بزنند [۱۱]، [۱۲]، [۱۳]، [۱٤].

۱. SOFM (Self Organized Feature Map)

[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-29]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1391.6.1.5.7]

۱. ساختار الگوریتم کوهونن به‌کارگیری شده

ساختار شبکهٔ کوهونن بر پایهٔ ردیفی از نرون‌ها با جای ثابت است. وزن نرون‌ها هر بار با الگوی ورودی به‌هنگام می‌شود. بزرگی تغییر وزن نرون‌ها وابسته خصوصیات نرون برنده است. بردار x به‌طور تصادفی از فضای ورودی انتخاب می‌شود. الگوی به‌هنگام شدن نرون‌ها در رابطهٔ ۱ نشان داده شده است.

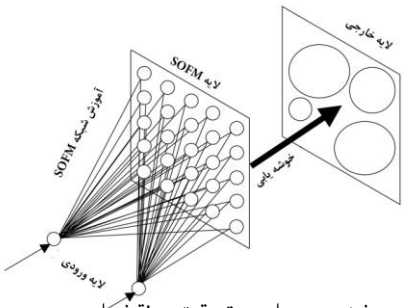
$$i^* = arg_i \min d_i (w_i, x^k) \qquad (۱)$$

در این رابطه w_i وزن نرون iام است. زمانی که نرون برنده پیدا شد، وزن نرون iام بر طبق رابطهٔ ۲ به‌هنگام می‌شود.

$$w_{i=} w_{io} + \Delta w_{i=} w_{io} + \rho . \Phi (r_i, r_i^*)(x^k - w_{io}) \qquad (۲)$$

در این رابطه ρ نسبت آموزش و $\Phi(r_i, r_i^*)$ یک تابع همسایگی است [۱۲]، [۱۳].

شبکهٔ عصبی انتخاب شده در این تحقیق برای پیش‌مکان‌یابی دارای ساختار ۹ در ۹ با توپولوژی دو بعدی با ۸۱ نرون برای بردارهای ورودی است. ورودی شبکهٔ عصبی استفاده شده، مختصات جغرافیایی (طولی و عرضی) زلزله‌ها بر پایهٔ بزرگا (محلی، حجمی وگشتاوری) است. شبکه برای ۱۰۰۰ تکرار آموزش دیده است، پس از این دورهٔ آموزشی، شبکه بر اساس توپولوژی بردارهای ورودی سازمان‌دهی می‌شود. سرانجام پس از تکمیل تعداد تکرارها شبکه بر روی کل فضای ورودی گسترش می‌یابد. ساختار شبکهٔ عصبی به‌کار رفته در این تحقیق در شکل ۳ نشان داده شده است.



شکل ۳. ساختار شبکهٔ عصبی کوهونن استفاده شده در این تحقیق

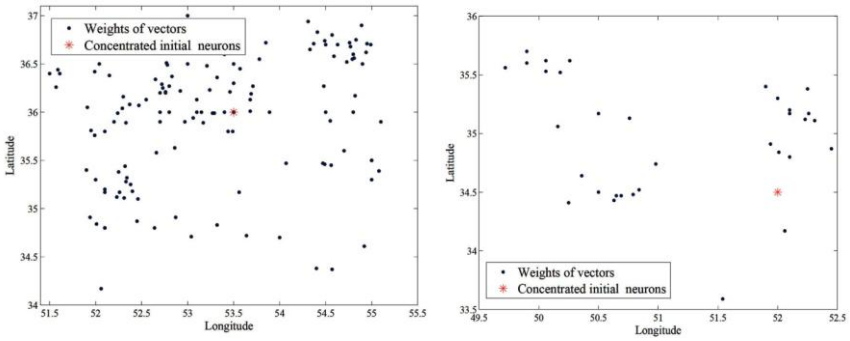
مطابق شکل ۳، شبکهٔ عصبی مصنوعی استفاده شده در این تحقیق، نقشه‌ای به‌وجود می‌آورد که در شبکه‌ای دو بعدی مرتب شده است و با تنظیم وزن‌هایی که از ورودی مشترک گره‌ها به گره خروجی می‌رود. گره‌های خروجی به‌شدت با اتصالات محلی به‌هم متصل شده است.

[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-29]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1391.6.1.5.7]

۲. روند آموزش و هم‌گرایی وزن‌های نرون‌ها

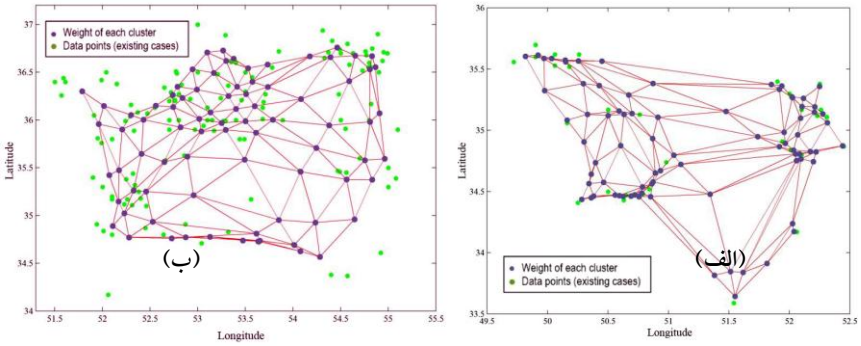
هر زمین‌لرزهٔ بزرگ، احتمال رویداد زمین لرزه‌های بعدی را در یک فاصله از چشمهٔ لرزه‌زا و برای یک دورهٔ زمانی تغییر می‌دهد. ارزیابی احتمال خطر زمین لرزه برای دورهٔ زمانی مشخص، تنها تا رخداد زمین لرزه بزرگ بعدی اعتبار دارد و بعد از رخداد یک زمین لرزه بزرگ‌تر از ٤/٥ باید محاسبات انجام شده را تجدید کرد. این نگرش آماری، عموماً از خوشه‌ای شدن زلزله‌ها در زمان یا تغییر در شرایط زمین‌شناسی و زمین‌ساختی نشأت می‌گیرد. در شکل ٤ داده‌های استفاده شده برای آموزش شبکهٔ عصبی مورد نظر نشان داده شده است. این داده‌ها شامل مشخصات جغرافیایی (طول و عرض) زلزله‌های رخ داده در استان‌های مورد نظر است.



(ب) (الف)

شکل٤. داده‌های استفاده شده برایآموزش شبکهٔ عصبی الف) استان قم ب) استان سمنان

شکل ۵ نشان‌دهندهٔ رفتار الگوریتمیک شبکهٔ عصبی به‌کار رفته از نظر توپولوژی نرون‌ها در حین آموزش است.



شکل۵. نحوهٔ هم‌گرایی در شبکهٔ عصبی برای پیش‌یابی زمین لرزه‌ها در الف) استان قم ب) استان سمنان

[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-29]

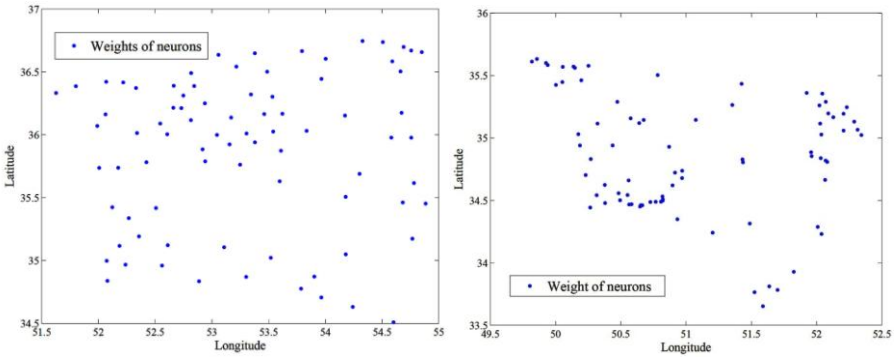
[DOR: 20.1001.1.22286837.1391.6.1.5.7]

با توجه به شکل۵، نرون‌ها شروع به حرکت به سمت گروه‌های آموزشی مختلف می‌کنند و سبب هم‌گرا شدن شبکه عصبی می‌شوند. با وجود حجم فزایندهٔ اطلاعات، عمل بازیابی و خلاصه کردن داده‌های ورودی، معیار خوبی از تابع چگالی احتمال داده‌های ورودی فراهم آورده است.

پیش‌بینی مکان وقوع زلزله احتمالی

توان چشمه‌های لرزه‌زا برای ایجاد زمین‌لرزه بر اساس سابقهٔ لرزه‌خیزی، میزان جنبش تکتونیکی و ابعاد گسل‌های موجود در این چشمه‌ها تعیین می‌شود. با داشتن سر چشمه‌های لرزه‌زا، با استفاده از خاصیت تجرید در شبکهٔ عصبی کوهونن می‌توان گفت احتمال رخداد زمین‌لرزه در چشمه‌های خوشه شده به‌مراتب بیش‌تر است. در مدل‌های شبکهٔ عصبی، یکی از الگوهای موردنظر که شناسایی آن‌ها مورد نظر است مکان خوشه‌ها است که راه حل تقریبی را برای یافتن نواحی لرزه‌زا و مناطق پرخطر ارائه می‌دهد. بنا بر این کاملاً بدیهی است که پس از شناسایی مناطق پرخطر لرزه‌ای منطقهٔ عدم قطعیت کاهش پیدا کرده و ناحیهٔ پیش‌بینی شده کوچک‌تر شود. بنا بر این، اگر ناحیهٔ اعلان خطر تعیین شده با الگوریتم شبکهٔ عصبی کوهونن منحصراً به چشمه‌های بالقوه زمین‌لرزه در آن ناحیه محدود شود، عدم قطعیت مکانی الگوریتم کاهش یافته و ناحیهٔ پیش‌بینی شده کوچک‌تر می‌شود [۱۰]، [۱۱]، [۱۲].

در شکل ٦ مشخصات مکانی شامل طول و عرض جغرافیایی زلزله‌های پیش‌بینی شده با شبکهٔ عصبی در استان‌های قم و سمنان نشان داده شده است.



(ب) (الف)

شکل٦. داده‌های پیش‌بینی شده شبکهٔ عصبی برای پیش‌یابی زمین‌لرزه‌ها در الف) استان قم ب) استان سمنان

[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-29]

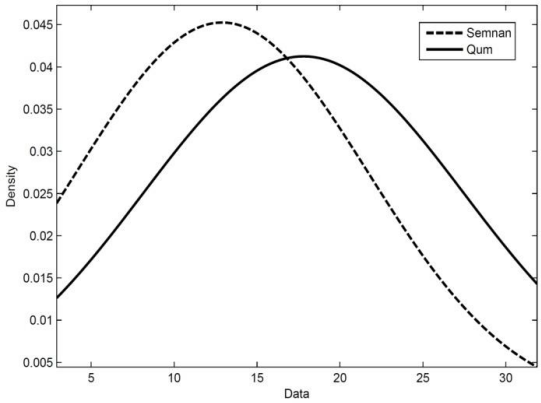
[DOR: 20.1001.1.22286837.1391.6.1.5.7]

ترسیم نقشهٔ پهنه‌بندی خطر زلزله احتمالی

پس از پیش‌بینی مکان وقوع زلزله احتمالی با شبکه‌های عصبی، داده‌های پیش‌بینی شده توسط تحلیل‌های آماری پردازش شدند. برای تحلیل داده‌ها از تابع چگالی احتمال و تابع احتمال تجمعی استفاده شد. تابع چگالی احتمال داده‌های آماری از رابطهٔ ۳ به‌دست می‌آید.

$$f(x;\mu,\sigma^2)=\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}e^{-(x-\mu)^2/(2\sigma^2)} \quad (۳)$$

σ^2 نشان‌دهندهٔ واریانس و μ نشان‌دهندهٔ میانگین است. تابع چگالی احتمالی داده‌های لرزه‌خیزی پیش‌بینی شده در شکل ۷ نشان داده شده است.



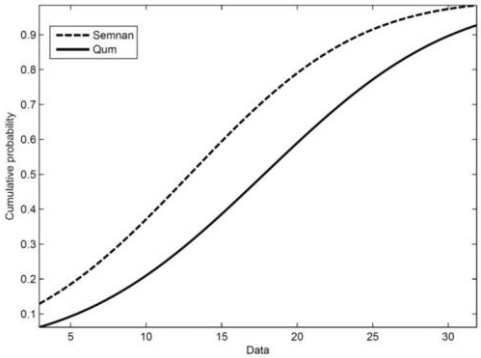
شکل۷ . مقایسهٔ تابع چگالی احتمال لرزه‌خیزی پیش‌بینی شده در استان‌های مورد نظر

میانگین داده‌های احتمالی، پیش‌بینی شده برای استان قم ۱۷/۸ و واریانس داده‌ها ۹۳/۵۳ است. برای استان سمنان نیز این مقادیر به‌ترتیب ۱۲/۸۱ و ۷۷/٦۹ است. تابع احتمال تجمعی درصد لرزه‌خیزی پیش‌بینی شده برای استان‌های مورد نظر در شکل ۸ نشان داده شده است.

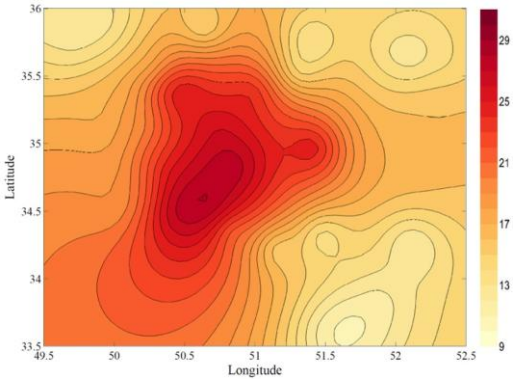
نسبت مقدار احتمال تجمعی پیش‌بینی شده برای استان سمنان نسبت به استان قم در تمام احتمال‌های پیش‌بینی شده بیش‌تر است. برای داده‌های پیش‌بینی شده کم‌تر از ۱٦/۸٪، مقدار تابع چگالی احتمال برای استان سمنان بیش‌تر از استان قم است. بعد از تحلیل داده‌های آماری در شکل‌های ۹ و ۱۰ نقشهٔ پهنه‌بندی درصد لرزه‌خیزی پیش‌بینی شده برای استان‌های قم و سمنان نشان داده شده است. در نمودارهای نشان داده شده کانتورهای رنگی بیان‌گر درصد احتمال رخداد زلزله است.

[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-29]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1391.6.1.5.7]

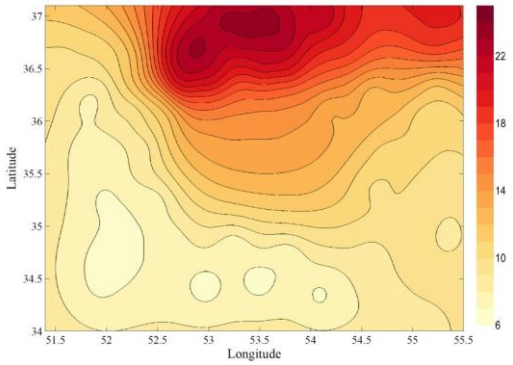


شکل ۸. مقایسهٔ تابع احتمال تجمعی لرزه‌خیزی پیش‌بینی شده در استان‌های مورد نظر



شکل۹. نقشهٔ پهنه‌بندی درصد لرزه‌خیزی پیش‌بینی شده برای استان قم

از نقشه‌های پهنه‌بندی درصد لرزه‌خیزی می‌توان نتیجه گرفت که، بیش‌ترین احتمال وقوع زلزله در استان قم، در منطقهٔ مرکزی این استان با احتمال ۳۱/٦ درصد و در استان سمنان در محدودهٔ شمالی این استان با احتمال ۲۸/۹ درصد پیش‌بینی شده است



شکل۱۰. نقشهٔ پهنه‌بندی درصد لرزه‌خیزی پیش‌بینی شده برای استان سمنان

[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-29]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1391.6.1.5.7]

نتیجه‌گیری

در پیش‌بینی زمان رخداد زلزله، هنوز روشی قابل اطمینان با دقت مطلوب تأیید نشده است. در سال‌های اخیر زلزله‌شناسان و مهندسین زلزله برای کاهش خطرات ناشی از زلزله، پژوهش‌های خود را در زمینه پیش‌بینی زلزله، روی عدم قطعیت‌ها، بزرگی و محل وقوع زلزله متمرکز کرده‌اند. در مورد پیش‌بینی بزرگی زلزله پژوهش‌های گسترده‌ای انجام شده است، ولی در زمینهٔ پهنه‌بندی خطر رخداد زلزله احتمالی هنوز هیچ پژوهشی صورت نگرفته است. در زمینهٔ پیش‌بینی مؤلفه‌های زلزله هر روش فقط قادر به پیش‌بینی فقط یک مؤلفه از سه مؤلفهٔ اصلی زلزله (زمان، بزرگی، مکان) است که مؤلفه مورد نظر با توجه به تعیین حدودی ثابت برای سایر مؤلفه‌های زلزله قابل پیش‌بینی است، از همین رو در این پژوهش مکان و احتمال وقوع زلزله‌های بزرگ پیش‌بینی شده است و برای پیش‌بینی زمان وقوع زلزله می‌توان از روش‌های دیگر و یا نتایج سایر تحقیقات استفاده کرد. برآورد درصد احتمال وقوع زلزله‌های آتی در مناطق مورد نظر می‌تواند در افزایش توجه به طراحی سازه‌ها در مکان‌های پیش‌بینی شده و هم‌چنین به‌سازی لرزه‌ای سازه‌های موجود در این محل‌ها نقش اساسی داشته باشد. در این تحقیق، در اولین گام برای تهیه نقشهٔ پهنه‌بندی خطر زلزله احتمالی، مشخصات زلزله‌های رخ داده در بین سال‌های ۱۹۰۳ تا ۲۰۱۲ در استان‌های سمنان و قم از پایگاه‌های مختلف لرزه‌ای جمع‌آوری گردید. در این پژوهش با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی خود سازمان یافته، مکان‌های احتمال رخداد زلزله آتی، پیش‌بینی شد. شبکه‌های عصبی مصنوعی انتخاب شده این ویژگی را دارد که رفتار خود را با توجه به محیط (ورودی‌ها–خروجی‌ها) به گونه‌ای تغییر دهد که پاسخ مناسب را تولید کند. این شبکه‌های عصبی مصنوعی قادرند حجم زیادی از اطلاعات ورودی (مانند کاتالوگ زمین لرزه) را به‌طور هم‌زمان و به‌صورت موازی دسته‌بندی کنند و پاسخ واقعی حتی به داده‌های ناقص، مغشوش و پراکنده بدهند و الگوهای لرزه‌ای را به‌خوبی تشخیص دهند. پس از پیش‌بینی مکان‌های وقوع زلزله، با بررسی‌های آماری انجام شده، نقشهٔ پهنه‌بندی خطر زلزله احتمالی ترسیم گردید. با توجه به نقشه‌های به‌دست آمده، بیش‌ترین

[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-29]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1391.6.1.5.7]

احتمال وقوع زلزله در استان قم، در منطقه مرکزی این استان با احتمال ۳۱/٦ درصد و در استان سمنان در محدودهٔ شمالی این استان با احتمال ۲۸/۹ درصد پیش‌بینی شده است.

منابع

1. You-Po S., Qing-Jie Z., "Application of ANN to Prediction of Earthquake Influence", Second International Conference on Information and Computing Science, Vol. 2 (2009) 234-237.
2. Mokhtari M., "Earthquake prediction activities and Damavand earthquake precursor test site in Iran", Nat Hazards 52 (2010) 351-368.
3. Moustra M., Avraamides M., Christodoulou C., "Artificial neural networks for earthquake prediction using time series magnitude data or Seismic Electric Signals", Expert Systems with Applications 38 (2011) 15032-15039.
4. Borghi A., Aoudia A., Riccardo E. M. R., Barzaghi R., "GPS monitoring and earthquake prediction: A success story towards a useful integration", Tectonophysics 465 (2009) 177-189.
5. Ferraes S. G., "A probabilistic prediction of the next strong earthquake in the Acapulco-San Marcos segment, Mexico", Geofis. Int. 44(2005) 347-353.
6. Ni H., Yin H., "Self-organizing mixture autoregressive model for nonstationary time series prediction", International Journal of Neural Systems, 18 (2008) 469-480.
7. Yamashina K., "Trial of earthquake prediction in Japan and a statistical test of time-shift", Journal of Tectonophysics 417 (2006) 169-182.

[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-29]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1391.6.1.5.7]

8. Ashtari Jafari M., "Statistical prediction of the next great earthquake around Tehran, Iran", Journal of Geodynamics 49 (2010) 14-18.
9. Adeli H., Panakkat A., "A probabilistic neural network for earthquake magnitude prediction", Neural Networks 22 (2009) 1018-1024.
10. Kulahc F., Inceoz M., Dogru D., Aksoy E., Baykara O., "Artificial neural network model for earthquake prediction with radon monitoring", Applied Radiation and Isotopes 67 (2009) 212-219.
11. Allameh Zadeh M., "Prediction of aftershocks pattern distribution using self organizing feature maps", 13th World Conference on Earthquake Engineering, Vancouver, B.C., Canada, August 1-6 (2004).
12. Kohonen T. "The self-organizing map", Neurocomputing 21 (1998) 1-6.
13. Ghosh-Dastidar S., Adeli H., "Wavelet-clustering-neural network model for freeway incident detection", Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 18 (2003) 325-338.
14. MATLAB R2010a, Users Manual, The Math Works, Inc., (2010).

[Downloaded from isharat.khu.ac.ir on 2026-10-29]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1391.6.1.5.7]