

## پهنه بندی خطر زلزله استان کرمان با استفاده از تحلیل های آماری و شبکه های عصبی مصنوعی

عباس سیوندی پور<sup>۱</sup>

پذیرش مقاله: ۹۷/۰۷/۱۰

دریافت مقاله: ۹۵/۱۲/۱۱

### چکیده

علم پیش بینی زلزله در جایگاه خود هنوز به تکامل مطلوب نرسیده است و تاکنون پیش بینی کاملاً دقیقی بر اساس اصول فیزیکی صورت نگرفته است. لذا پیش بینی مشخصات رخداد یک زلزله همواره مورد توجه محققین بوده است. سه پارامتر اصلی یک زلزله شامل زمان، بزرگی و محل وقوع از جمله عدم قطعیت‌هایی هستند که از اهمیت ویژه ای برخوردار می باشند. در بررسی قابلیت اعتماد پذیری لرزه ای سازه ها وجود عدم قطعیت‌های زلزله نقش اساسی دارد. ماهیت تغییر پذیری زلزله سبب شده است که پیش بینی پارامتر های آن بسیار سخت باشد. در پیش بینی زلزله اگر پارامتر های تصادفی رخداد لحاظ شود از اعتبار خاصی برخوردار خواهد شد. از این رو امروزه اکثر مطالعات بر پایه استفاده از روش های آماری برای پیش بینی احتمال رخداد زلزله می باشد. در مورد پیش بینی پارامتر های زلزله، مطالعات گسترده ای انجام شده است، ولی در زمینه پهنه بندی مکان رخداد زلزله احتمالی مطالعات کمی صورت گرفته است. استان کرمان به عنوان یکی از لرزه خیز ترین مناطق کشور، زلزله های مخربی چون، بم، گلباف و زرنند را تجربه کرده است. در این پژوهش با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی و تجزیه و تحلیل آماری، احتمال رخداد زلزله های بزرگتر از ۴/۵ ریشتر در مناطق مختلف استان کرمان بررسی شده است. با توجه به نتایج بدست آمده، بیشترین احتمال وقوع زلزله در این استان، در منطقه جنوبی و با احتمال ۳۸/۶ درصد پیش بینی شده است.

**کلید واژه ها:** شبکه های عصبی مصنوعی، پیش بینی زلزله، نقشه پهنه بندی، خطر زلزله، مطالعات آماری

## ۱. مقدمه

پیش بینی محل وقوع زلزله های آتی همراه با تعیین درصد احتمال رخداد، می تواند در کاهش خطرات ناشی از زلزله بسیار سودمند باشد. تعیین محل های پیش بینی شده، سبب افزایش توجه به طراحی، بهسازی لرزه ای و ارزیابی قابلیت اعتماد پذیری سازه های موجود در این مکان ها می شود. در پیش بینی زمان وقوع زلزله فرضیه ها و نظریه های گسترده ای مطرح است. هنوز شیوه ای دقیق برای پیش بینی زمان رخداد زلزله های آتی مورد تأیید قرار نگرفته است. برآورد درصد احتمال وقوع زلزله های آتی در مناطق پیش بینی شده، می تواند در افزایش توجه به طراحی سازه های ویژه و همچنین سازه های با اهمیت خیلی زیاد و همچنین بهسازی لرزه ای سازه های موجود در این محل ها نقش اساسی داشته باشد (You-Po, S., Qing-Jie, Z., 2009, Mokhtari, M., 2010 Moustara, M. et.al. 2009, Borghi, A et.al. 2011). در سال های اخیر برای پیش بینی مؤلفه های زلزله از روش های مختلفی از جمله تحلیل داده های لرزه ای (Mokhtari, M., 2010)، کنترل پیش نشانگرها (Moustara, M. et.al. 2011)، کنترل مختصات جغرافیایی (Borghi, A et.al. 2009)، مدل های آماری احتمالاتی (Ferraes, S.G., 2005)، شبکه های عصبی مصنوعی (Ni, H. & Yin, H., 2008) و غیره استفاده شده است. علامه زاده در سال ۲۰۰۴ با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به بررسی پیش یابی توزیع پس لرزه های زلزله بم پرداخت (Allameh Zadeh, M., 2004). یاماشینا در سال ۲۰۰۶ با استفاده از روش های آماری، به پیش بینی زلزله های ژاپن پرداخت. تحقیقات وی بر اساس این فرضیه بود که یک جفت زلزله متوالی با بزرگی یکسان ممکن است از سیگنال یک زلزله بزرگ قریب الوقوع باشند. وی در پژوهش خود دو گروه زلزله با احتمال وقوع ۱۰ تا ۲۰ درصد و ۲۰ تا ۳۰ درصد را پیش بینی کرد. درصد موفقیت پیش بینی های وی با استفاده از آزمون جابجایی زمان، ۲۰٪ برای گروه اول و ۳۴٪ برای گروه دوم بود (Yamashina, K., 2006). عادل و پناکات در سال ۲۰۰۹ یک شبکه ای عصبی احتمالاتی برای پیش بینی بزرگی زلزله های بین

۴/۵ تا ۶ ریشتر پیشنهاد کردند (Adeli, H., Panakkat, A., 2009). کولاس و همکاران در سال ۲۰۰۹ با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی با کنترل گاز رادون مدلی برای پیش بینی زلزله ارائه کردند. در مدل آن ها از داده های ۱۴۷ زمین لرزه استفاده شد که دارای میانگین خطای ۳/۲٪ بود (Kulahc, F et.al. 2009). اشتری جعفری در سال ۲۰۱۰ در تحقیقات خود به پیش بینی زلزله بزرگ آینده تهران با حداکثر سازی چگالی احتمالاتی شرطی با استفاده از ۶ مدل آماری پرداخت (Ashtari Jafari, M., 2010). مختاری در سال ۲۰۱۰ با استفاده از پیش بینی های زلزله و کنترل داده های لرزه ای منطقه شمال ایران به پیش بینی زلزله های محتمل در این منطقه پرداخت (Mokhtari, M., 2010). موسترا و همکاران در سال ۲۰۱۰ با استفاده از سیگنال های الکتریکی لرزه ای و شبکه های عصبی مصنوعی به پیش بینی بزرگی زلزله های بزرگ تر از ۵/۲ ریشتر در کشور یونان پرداختند (Moustara, M. et.al. 2011). کانان در سال ۲۰۱۴ یک مدل ریاضی با توجه به داده های ۲۰ ساله زلزله های مناطق آمریکا، هاوایی، ژاپن و ترکیه بر اساس توزیع پواسون پیشنهاد کرد. در این مدل طول و عرض جغرافیایی و بزرگی زلزله به عنوان پارامترهای متغیر در نظر گرفته شده بود (Kannan, S., 2014). اسیم و همکاران در سال ۲۰۱۶ با استفاده از الگوریتم آموزش ماشین با استفاده از داده های زلزله های بزرگتر از ۵/۵ ریشتر رخ داده در منطقه هندوکش، به بررسی پیش بینی بزرگی زلزله احتمالی در این منطقه پرداختند (Asim, K.M., 2014). الگوهای لرزه ای، قبل از وقوع زمین لرزه های بزرگ به طور دقیق مشخص نیست، لذا نیاز به مدل های آماری پیشرفته نظیر شبکه های عصبی مصنوعی انکارناپذیر است. با توجه به ساختارهای متنوع موجود در زمین که سبب تضعیف موج و ایجاد ماهیت تصادفی و غیرقطعی در سیگنال های لرزه ای می شود، برای شناسایی الگوی سیگنال های لرزه ای باید به صورت غیر سیستماتیک با مسائل برخورد کرد. برتری و توانایی روش های مدرن مبتنی بر استدلال تقریبی بوده و می توانند به شکلی غیر مستقیم با مسائل برخورد کنند. در مقایسه با متدهای کلاسیک شناسایی الگو، طراحی شبکه های عصبی، به طور



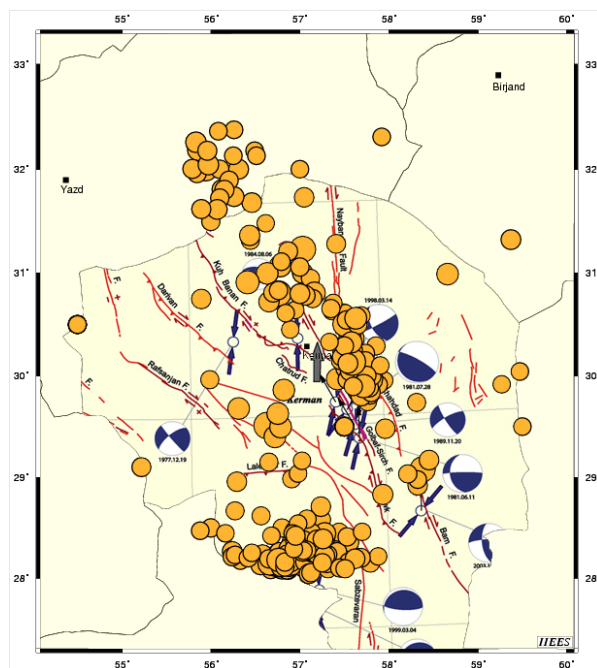
جدول ۱. زلزله های بزرگتر از ۴/۵ ریشتر رخ داده در استان کرمان

No.	Date	Lat.	Long.	Mag.	Ref.	No.	Date	Lat.	Long.	Mag.	Ref.	No.	Date	Lat.	Long.	Mag.	Ref.
1	1909	30.09	57.58	Ms:5.5	AMB	81	1978	28.54	56.98	56.98	ISC	161	1989	30.56	57.63	Ms:5.6	EHB
2	1911	31.23	57.03	mb:6.7	AMB	82	1979	28.26	56.24	56.24	EHB	162	1989	29.9	57.72	Mw:5.9	EHB
3	1911	30.36	57.58	mb:6.4	AMB	83	1979	28.12	56.91	56.91	EHB	163	1990	28.2	57.69	mb:4.8	ISC
4	1923	29.51	56.63	mb:6.9	AMB	84	1980	28.2	57.42	57.42	ISC	164	1990	28.26	57.42	mb:4.8	ISC
5	1923	29.68	56.31	mb:5.5	NAB	85	1980	28.35	57.56	57.56	ISC	165	1990	28.27	57.07	mb:4.7	EHB
6	1924	29.4	56.72	mb:5.5	NAB	86	1980	32.18	56.49	56.49	ISC	166	1990	28.16	56.91	mb:4.6	ISC
7	1925	29.5	59.5	mb:4.5	ISS	87	1981	28.67	56.27	56.27	ISC	167	1990	30.24	57.48	mb:4.8	EHB
8	1927	28.5	56	mb:4.7	ISS	88	1981	28.13	56.56	56.56	EHB	168	1990	28.16	57.06	mb:4.7	ISC
9	1929	30.5	54.5	mb:4.7	ISS	89	1981	29.04	56.98	56.98	ISC	169	1991	28.15	57.3	mb:4.8	ISC
10	1929	32	57	mb:4.5	ISS	90	1981	29.86	57.69	57.69	EHB	170	1992	30.15	57.46	mb:4.6	ISC
11	1929	30.5	54.5	mb:4.5	ISS	91	1981	29.81	57.77	57.77	EHB	171	1992	28.25	57.14	mb:4.7	ISC
12	1931	30.5	54.5	mb:4.7	ISS	92	1981	29.87	57.77	57.77	EHB	172	1993	28.27	57.13	mb:5.2	EHB
13	1931	30.5	54.5	mb:4.5	ISS	93	1981	29.83	57.79	57.79	ISC	173	1993	28.16	57.55	mb:4.6	ISC
14	1932	30.99	58.66	Ms:5.6	NOW	94	1981	29.75	57.76	57.76	EHB	174	1995	28.09	56.56	mb:4.5	EHB
15	1933	32.01	55.94	mb:6.4	AMB	95	1981	29.95	57.95	57.95	ISC	175	1995	28.43	57.06	mb:4.5	ISC
16	1933	31.82	56.16	mb:4.7	NAB	96	1981	29.74	58.31	58.31	ISC	176	1995	31.62	55.89	mb:4.8	EHB
17	1933	32.19	55.86	mb:5.5	NAB	97	1981	29.91	57.88	57.88	EHB	177	1995	28.43	57.12	mb:4.8	ISC
18	1934	32	56.1	mb:4.7	ISS	98	1981	29.81	57.79	57.79	EHB	178	1996	28.27	57.03	Mw:5.5	EHB
19	1934	29.97	57.42	Ms:5.6	AMB	99	1981	31.28	57.41	57.41	ISC	179	2002	31.32	56.45	mb:4.6	EHB
20	1936	28.5	56.8	mb:4.7	ISS	100	1981	29.97	57.77	57.77	EHB	180	2002	31.37	56.44	Mw:5.3	EHB
21	1937	31.5	56	mb:4.7	ISS	101	1981	29.93	57.7	57.7	EHB	181	2003	30.18	57.47	mb:4.5	EHB
22	1937	29.5	57.5	mb:4.5	ISS	102	1981	30.26	57.52	57.52	EHB	182	2003	28.05	57.13	mb:4.7	ISC
23	1937	29.5	57.5	mb:4.5	ISS	103	1981	30.26	57.56	57.56	EHB	183	2003	31.33	59.37	mb:5	EHB
24	1942	29.5	57.5	mb:5	ISS	104	1981	30.1	57.59	57.59	EHB	184	2003	29.08	58.38	Ms:6.5	IIIES
25	1944	29.86	56.82	Ms:5.5	AMB	105	1981	29.97	57.68	57.68	EHB	185	2003	28.92	58.32	mb:5.1	EHB
26	1946	30.5	54.5	mb:4.5	ISS	106	1981	29.88	57.74	57.74	ISC	186	2003	28.98	58.32	mb:4.5	EHB
27	1946	29.5	57.5	mb:4.7	ISS	107	1981	30.29	57.86	57.86	ISC	187	2003	29.03	58.21	mb:4.6	EHB
28	1948	29.88	57.73	Ms:6	AMB	108	1981	30.07	57.51	57.51	EHB	188	2004	28.59	57.08	mb:4.7	ISC
29	1950	32.31	57.92	mb:4.5	NOW	109	1981	30.56	57.55	57.55	ISC	189	2004	28.83	57.93	ML:5.2	IIIES
30	1951	32	56.31	mb:5	NOW	110	1981	30	57.55	57.55	ISC	190	2004	28.39	57.26	ML:5	IIIES
31	1952	32.26	55.83	mb:5.2	NOW	111	1981	30.21	57.7	57.7	ISC	191	2004	31.73	57.05	ML:5.1	IIIES
32	1953	31.07	56.78	mb:5.6	AMB	112	1981	29.96	57.53	57.53	EHB	192	2004	28.54	56.98	ML:4.5	IIIES
33	1959	28.08	56.67	mb:4.5	NOW	113	1981	30.04	57.56	57.56	EHB	193	2005	30.8	56.76	MS:6.4	IIIES
34	1959	31	57.03	mb:5.2	ISS	114	1981	30.03	57.71	57.71	ISC	194	2005	32.13	56.51	ML:4.5	IIIES
35	1960	31.68	56.46	mb:5	NOW	115	1981	30.12	57.54	57.54	EHB	195	2005	30.8	57	ML:5.1	IIIES
36	1960	30.4	57.57	M:5	NOW	116	1981	30.22	57.74	57.74	ISC	196	2005	30.61	56.84	ML:4.5	IIIES
37	1961	28.1	56.8	mb:5.7	AMB	117	1981	28.47	56.94	56.94	EHB	197	2005	30.72	56.65	ML:5.2	IIIES
38	1961	30.45	56.89	Ms:4.5	NOW	118	1981	30.25	57.6	57.6	EHB	198	2005	28.44	56.92	ML:4.5	IIIES
39	1962	28.47	55.88	mb:4.5	NOW	119	1981	29.81	57.69	57.69	EHB	199	2006	30.75	55.89	ML:5	IIIES
40	1962	28.29	57.48	mb:5.5	NOW	120	1982	30.61	57.49	57.49	EHB	200	2006	28.18	56.76	Ms:5.9	IIIES
41	1962	30.63	57.36	mb:4.5	NOW	121	1982	30.61	57.51	57.51	ISC	201	2006	28.11	56.83	ML:4.7	IIIES
42	1963	28.15	57.79	mb:4.8	NOW	122	1982	29.84	57.8	57.8	EHB	202	2006	28.16	56.83	ML:4.7	IIIES
43	1964	28.13	57.38	mb:5.3	ISC	123	1982	29.88	57.78	57.78	EHB	203	2006	30.81	56.7	ML:4.8	IIIES
44	1964	30.1	57.67	mb:4.7	ISC	124	1982	32.01	55.79	55.79	EHB	204	2006	29.1	55.22	ML:4.9	IIIES
45	1964	28.16	56.9	mb:5.7	EHB	125	1982	30.15	57.73	57.73	ISC	205	2006	30.83	56.76	ML:4.6	IIIES
46	1964	28.23	56.74	mb:5	ISC	126	1982	28.19	57.33	57.33	EHB	206	2007	29.17	58.45	ML:5	IIIES
47	1965	28.24	56.58	mb:4.6	ISC	127	1982	30.51	57.58	57.58	EHB	207	2007	28.21	56.24	ML:4.7	IIIES
48	1966	28.2	57	mb:4.5	ISC	128	1982	30.59	57.69	57.69	ISC	208	2007	28.23	56.27	ML:4.5	IIIES
49	1967	28.08	56.86	mb:5.1	EHB	129	1982	30.5	57.51	57.51	EHB	209	2007	32.18	55.96	ML:4.8	IIIES
50	1967	31.96	55.84	mb:4.7	EHB	130	1983	28.71	57.24	57.24	EHB	210	2007	32.13	56.25	ML:4.5	IIIES
51	1967	28.4	57.04	mb:4.7	EHB	131	1983	29.99	57.81	57.81	ISC	211	2007	28.42	56.68	ML:4.5	IIIES
52	1969	32.38	56.26	mb:4.5	ISC	132	1983	31.48	56.62	56.62	ISC	212	2008	28.19	57.62	ML:5	IIIES
53	1969	28.26	57.55	mb:4.6	ISC	133	1983	28.21	57.03	57.03	ISC	213	2008	31.11	56.79	ML:4.5	IIIES
54	1969	30.19	57.71	mb:4.9	EHB	134	1983	28.29	56.96	56.96	ISC	214	2008	29.15	56.65	ML:4.6	IIIES
55	1970	28.25	57.43	mb:4.6	ISC	135	1983	28.49	57.04	57.04	ISC	215	2009	31.06	57	ML:4.6	IIIES
56	1970	30.95	57.12	mb:4.6	ISC	136	1983	28.44	57	57	EHB	216	2009	30.29	57.5	ML:4.7	IIIES

57	1970	29.5	56.79	Mw:5.5	EHB	137	1984	30.71	57.38	57.38	ISC	217	2010	28.29	56.93	ML:4.5	IIIES
58	1971	28.27	57.29	mb:4.7	ISC	138	1984	30.81	57.16	57.16	EHB	218	2011	30.33	57.33	ML:4.5	IIIES
59	1971	28.58	57.25	mb:4.7	ISC	139	1984	30.75	57.14	57.14	EHB	219	2011	28.2	56.42	ML:4.6	IIIES
60	1971	28.32	57.19	mb:5	ISC	140	1984	30.78	57.06	57.06	EHB	220	2011	28.25	56.46	ML:4.5	IIIES
61	1972	28.12	57.16	mb:5	EHB	141	1984	29.17	57.02	57.02	ISC	221	2011	28.42	56.95	ML:4.9	IIIES
62	1972	28.12	56.8	mb:5	EHB	142	1984	29.48	57.96	57.96	EHB	222	2011	28.15	57.25	ML:4.6	IIIES
63	1972	28.08	56.86	mb:4.8	ISC	143	1984	30.66	57.35	57.35	ISC	223	2012	31.43	56.78	5.2	IIIES
64	1972	30.06	57.72	mb:4.8	ISC	144	1984	28.39	57.14	57.14	ISC	224	2012	32.17	55.8	4.6	IIIES
65	1972	28.14	57	mb:5	ISC	145	1985	31.8	56.15	56.15	EHB	225	2012	28.03	57.81	4.9	IIIES
66	1972	30.21	57.69	mb:4.6	EHB	146	1985	30.54	57.52	57.52	EHB	226	2012	28.01	57.76	4.7	IIIES
67	1973	31.82	56.17	mb:4.7	ISC	147	1985	28.35	56.91	56.91	ISC	227	2012	31.95	58.31	4.8	IIIES
68	1973	28.11	56.76	mb:5.3	EHB	148	1985	31.72	56.1	56.1	EHB	228	2012	29.33	56.95	4.5	IIIES
69	1975	28.22	57.88	M:4.5	ISC	149	1985	30.5	57.65	57.65	ISC	229	2012	30.48	57.23	4.8	IIIES
70	1975	28.4	57.14	mb:4.7	ISC	150	1986	30.1	57.9	57.9	ISC	230	2013	30.3	57.48	5.3	IIIES
71	1975	28.99	56.91	mb:4.6	ISC	151	1986	28.26	56.77	56.77	EHB	231	2013	28.33	57.92	4.6	IIIES
72	1975	28.4	57.06	mb:4.6	EHB	152	1986	28.45	56.17	56.17	ISC	232	2014	32.11	58.99	4.6	IIIES
73	1976	29.92	59.27	mb:4.5	ISC	153	1987	31.61	56.07	56.07	EHB	233	2014	28.35	55.06	4.9	IIIES
74	1976	28.46	57.44	mb:4.7	ISC	154	1987	28.41	57.28	57.28	ISC	234	2014	28.38	55.41	4.6	IIIES
75	1976	28.26	56.79	mb:4.5	ISC	155	1987	30.01	57.71	57.71	EHB	235	2015	30.11	57.6	4.6	IIIES
76	1976	28.15	56.96	mb:4.8	ISC	156	1987	30	57.75	57.75	EHB	236	2015	28.12	57.02	5.2	IIIES
77	1976	28.27	57.01	mb:4.5	ISC	157	1987	28.11	56.7	56.7	ISC	237	2015	30.041	57.624	4.8	IIIES
78	1976	28.21	57.33	mb:5	EHB	158	1987	28.15	56.66	56.66	EHB	238	2015	30.029	57.656	5.6	IIIES
79	1977	28.11	57.03	mb:4.9	EHB	159	1987	28.19	56.65	56.65	ISC	239	2015	32	56.128	4.7	IIIES
80	1977	31.74	56.26	mb:5	ISC	160	1988	28.29	56.88	56.88	EHB	240	2016	28.383	55.299	5.1	IIIES

عصبی در تحقیقات علمی رشد روز افزونی داشته است. اولین گام در به کار گرفتن شبکه های عصبی مصنوعی برای یک هدف خاص، انتخاب شبکه مناسب می باشد. یک مدل از شبکه های عصبی مصنوعی که در دسته بندی و خوشه بندی داده استفاده می شود، شبکه های عصبی خودسازمانده (Self-Organized Feature Map) می باشد. این مدل اولین بار توسط کوهونن معرفی شد و به مدل کوهونن معروف گردید. هدف اساسی شبکه عصبی خود سازمانده کوهونن، تبدیل یک الگوی ورودی با ابعاد اختیاری، به یک الگوی گسسته یک یا دو بعدی است. هنگامی که الگوریتم شبکه عصبی خود سازمانده کوهونن همگرا شد، الگوی مشخصات محاسبه شده به وسیله این الگوریتم، مشخصات آماری مهم فضای ورودی را نشان می دهد. این خاصیت حاکی از آن است که اگر داده های ورودی دارای یک توزیع غیر خطی در فضای ورودی باشد، الگوی خود سازمانده قادر است که بهترین مشخصه ها را از طریق خوشه بندی، برای تقریب توزیع موجود در داده های ورودی انتخاب کند. با توجه به

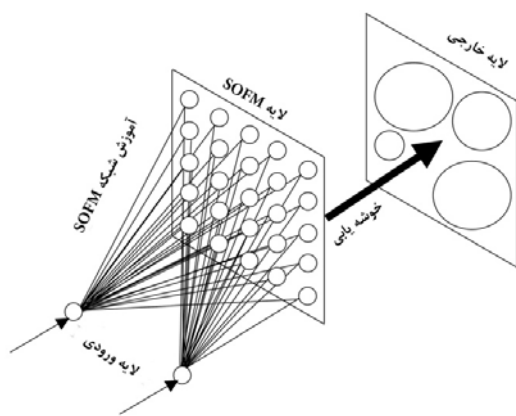
در شکل ۲ پراکندگی زلزله های بزرگ تر از ۴/۵ ریشتر در استان کرمان نشان داده شده است.



شکل ۲. پراکندگی زلزله های بزرگ تر از ۴/۵ ریشتر (iiies.ac.ir)

۳. معرفی شبکه های عصبی مصنوعی مورد استفاده در این تحقیق در سال های اخیر استفاده از هوش مصنوعی از جمله شبکه های

استفاده شده، مختصات جغرافیایی (طولی و عرضی) زلزله‌ها بر پایه‌ی بزرگا (محلی، حجمی و گشتاوری) می‌باشد. شبکه برای ۲۰۰۰ تکرار آموزش دیده است، پس از این دوره‌ی آموزشی، شبکه بر اساس توپولوژی بردارهای ورودی سازمان دهی می‌شود. سرانجام پس از تکمیل تعداد تکرارها شبکه بر روی کل فضای ورودی گسترش می‌یابد. ساختار شماتیک شبکه عصبی به کار رفته در این تحقیق در شکل ۳ نشان داده شده است.



شکل ۳. ساختار شماتیک شبکه عصبی کوهونن مورد استفاده در این تحقیق

مطابق شکل ۳، شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده در این تحقیق، نقشه‌ای به وجود می‌آورد که در یک شبکه دو بعدی مرتب شده است که با تنظیم وزن‌هایی که از ورودی مشترک گره‌ها به گره خروجی می‌رود. گره‌های خروجی به شدت با اتصالات محلی به هم متصل شده است.

### ۳-۲. روند آموزش و همگرایی وزن‌های نرون‌ها

هر زمین لرزه بزرگ، احتمال رویداد زمین لرزه‌های بعدی را در یک فاصله از چشمه لرزه‌زا و برای یک دوره زمانی تغییر می‌دهد. ارزیابی احتمال خطر زمین لرزه برای دوره زمانی مشخص، تنها تا رخداد زمین لرزه بزرگ بعدی اعتبار دارد و بعد از رخداد یک زمین لرزه بزرگ‌تر از ۴/۵ باید محاسبات انجام شده را تجدید نظر نمود. این نگرش آماری، عموماً از خوشه‌ای شدن زلزله‌ها در زمان یا تغییر در شرایط زمین شناسی و زمین ساختی نشات

اینکه الگوهای لرزه‌ای قبل از زمین لرزه‌های بزرگ ممکن است به وضوح مشخص نباشند، استفاده از تکنیک‌های تشخیص الگو با مدل‌های آماری پیشرفته نظیر شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل‌های بدون سرپرستی نظیر مدل‌های خود سازمان یافته برای شناسایی مناطق پرخطر لرزه‌ای پیشنهاد می‌شود. تفکر خود سازمان یافتگی 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 منطقه مورد مطالعه روند تجمع زلزله‌های آینده را تخمین بزنند (Kohonen, T. 1998, Yu.L et.al. 2016, Douglas, J. 2010 Reyesa J 2013 (Ghosh-Dastidar, S., Adeli, H., 2003).

### ۳-۱. ساختار الگوریتم کوهونن به کارگیری شده

ساختار شبکه کوهونن بر پایه ردیفی از نرون‌ها با جای ثابت می‌باشد. وزن نرون‌ها هر بار به وسیله الگوی ورودی به هنگام می‌شود. بزرگی تغییر وزن نرون‌ها وابسته خصوصیات نرون برنده می‌باشد. بردار  $x$  به طور تصادفی از فضای ورودی انتخاب می‌شود. الگوی به هنگام شدن نرون‌ها در رابطه ۱ نشان داده شده است.

$$i^* = \arg_i \min d_i(w_i, x^k) \quad (1)$$

در این رابطه  $w_i$  وزن نرون  $i$ ام می‌باشد. زمانی که نرون برنده پیدا شد، وزن نرون  $i$ ام بر طبق رابطه ۲ به هنگام می‌شود.

$$w_i = w_{i0} + \Delta w_i = w_{i0} + \rho \cdot \Phi(r_i, r_{i^*}(x^k - w_{i0})) \quad (2)$$

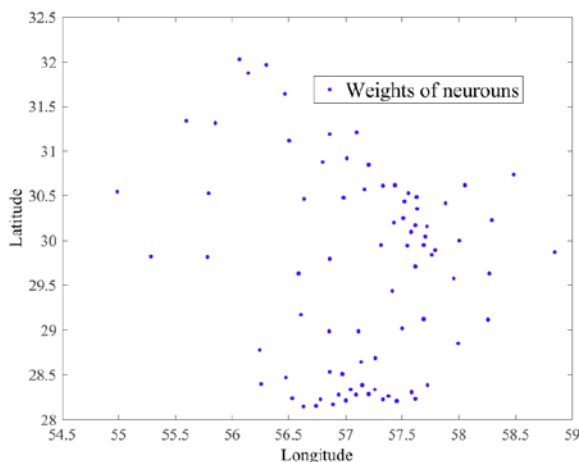
در این رابطه  $\rho$  نسبت آموزش و  $\Phi(r_i, r_{i^*})$  یک تابع همسایگی می‌باشد (Ni, H., Yin, H., 2008, Kohonen, T. (1998).

شبکه عصبی انتخاب شده در این تحقیق برای پیش‌بینی مکان‌یابی دارای ساختار ۹ در ۹ با توپولوژی دو بعدی با ۸۱ نرون برای بردارهای ورودی می‌باشد. ورودی شبکه‌ی عصبی

ورودی، معیار خوبی از تابع چگالی احتمال داده های ورودی فراهم آورده است.

#### ۴. پیش بینی مکان وقوع زلزله احتمالی

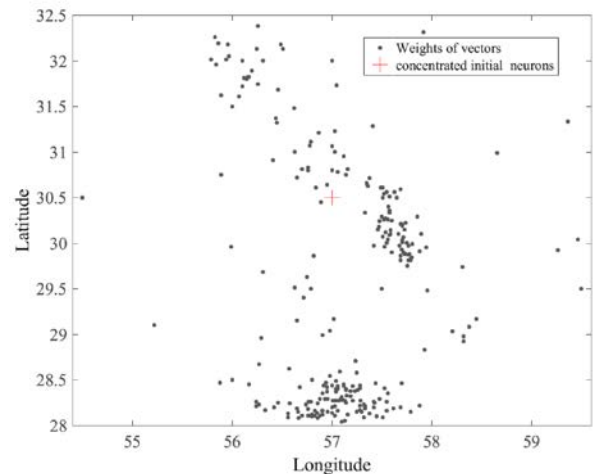
توان چشمه های لرزه زا برای ایجاد زمین لرزه بر اساس سابقه لرزه خیزی، میزان جنبش تکتونیکی و ابعاد گسل های موجود در این چشمه ها تعیین می شود. با داشتن سر چشمه های لرزه زا، با استفاده از خاصیت تجرید در شبکه عصبی کوهونن می توان گفت احتمال رخداد زمین لرزه در چشمه های خوشه شده به مراتب بیشتر است. در مدل های شبکه عصبی، یکی از الگوهای مورد نظر که شناسایی آن ها مورد نظر است مکان خوشه ها می باشد که راه حل تقریبی را برای یافتن نواحی لرزه زا و مناطق پرخطر ارائه می دهد. لذا کاملاً بدیهی می باشد که پس از شناسایی مناطق پرخطر لرزه ای منطقه عدم قطعیت کاهش پیدا کرده و ناحیه ی پیشبینی شده کوچکتر شود. بنابراین، اگر ناحیه اعلان خطر تعیین شده توسط الگوریتم شبکه عصبی کوهونن منحصراً به چشمه های بالقوه زمین لرزه در آن ناحیه محدود شود، عدم قطعیت مکانی الگوریتم کاهش یافته و ناحیه پیش بینی شده کوچکتر می شود (Kulahc et.al 2009) در شکل ۶ مشخصات مکانی شامل طول و عرض جغرافیایی زلزله های پیش بینی شده توسط شبکه عصبی نشان داده شده است.



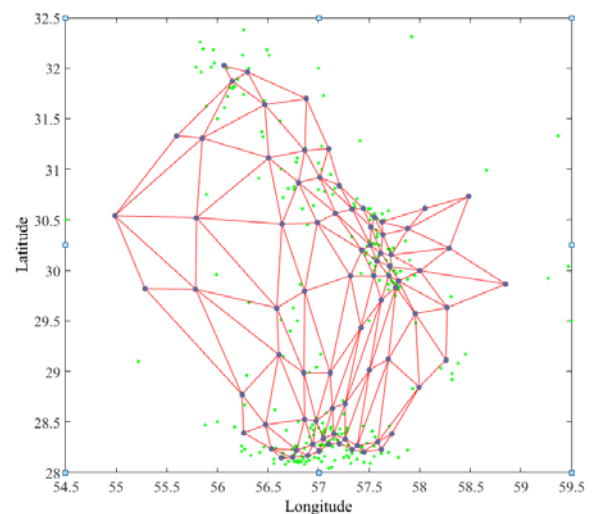
شکل ۶. داده های پیش بینی شده شبکه ی عصبی برای پیش یابی زمین لرزه ها

#### ۵. ترسیم نقشه پهنه بندی خطر زلزله احتمالی

می گیرد. در شکل ۴ داده های مورد استفاده برای آموزش شبکه عصبی مورد نظر نشان داده شده است. این داده ها شامل مشخصات جغرافیایی (طول و عرض) زلزله های رخ داده در استان های مورد نظر می باشد.



شکل ۴. داده های مورد استفاده جهت آموزش شبکه ی عصبی



شکل ۵. نحوه ی همگرایی در شبکه ی عصبی برای پیش یابی زمین لرزه ها

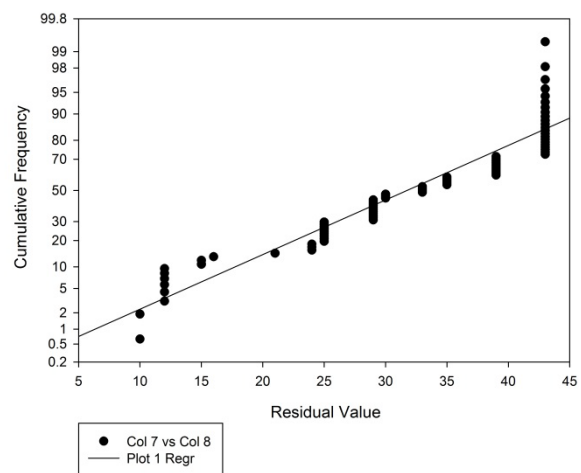
شکل ۵، نشان دهنده ی رفتار الگوریتمیک شبکه عصبی به کار رفته از نظر توپولوژی نرون ها در حین آموزش می باشد. با توجه به شکل ۵، نرون ها شروع به حرکت به سمت گروه های آموزشی مختلف کرده و سبب همگرا شدن شبکه عصبی شده اند. علی رغم حجم فزاینده اطلاعات، عمل بازایی و خلاصه کردن داده های

با توجه به تحلیل داده ها این نتیجه حاصل شد که، بیشترین احتمال وقوع زلزله در استان کرمان در منطقه جنوبی استان با احتمال ۳۸/۶ درصد می باشد. همچنین کمترین احتمال رخداد زلزله در مناطق شمال شرقی و جنوب غربی است.

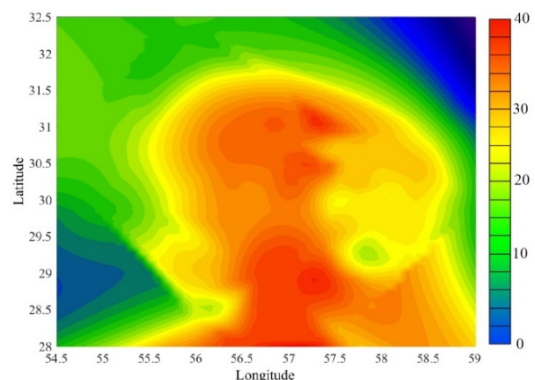
### ۶. نتیجه گیری

در پیش بینی زمان رخداد زلزله، هنوز روشی قابل اطمینانی با دقت مطلوب تأیید نشده است. در سال‌های اخیر زلزله‌شناسان و مهندسين زلزله برای کاهش خطرات ناشی از زلزله، مطالعات خود را در زمینه پیش بینی زلزله، روی عدم قطعیت‌های، بزرگی و محل وقوع زلزله متمرکز کرده‌اند. در مورد پیش بینی بزرگی زلزله مطالعات گسترده ای انجام شده است، ولی در زمینه پهنه بندی خطر رخداد زلزله احتمالی مطالعات بسیار کمی صورت گرفته است. در زمینه پیش بینی مولفه های زلزله هر روش فقط قادر به پیش بینی فقط یک مولفه از سه مولفه اصلی زلزله (زمان، بزرگی، مکان) می باشد که مولفه مورد نظر با توجه به تعیین حدودی ثابت برای سایر مولفه های زلزله قابل پیشبینی است، لذا در این پژوهش مکان و احتمال وقوع زلزله های بزرگ پیش بینی شده است و برای پیش بینی زمان وقوع زلزله می توان از روش های دیگر و یا نتایج سایر تحقیقات استفاده کرد. برآورد درصد احتمال وقوع زلزله های آتی در مناطق مورد نظر می‌تواند در افزایش توجه به طراحی سازه‌ها در مکان‌های پیش بینی شده و همچنین بهسازی لرزه ای سازه های موجود در این محل‌ها نقش اساسی داشته باشد. در این تحقیق، در اولین گام جهت تهیه نقشه پهنه بندی خطر زلزله احتمالی، مشخصات زلزله های رخ داده در ۱۰۰ سال اخیر از پایگاه های مختلف لرزه ای جمع آوری گردید. در این پژوهش با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی خود سازمان یافته، مکان‌های احتمال رخداد زلزله آتی، پیش بینی شد. شبکه های عصبی مصنوعی انتخاب شده این ویژگی را دارد که رفتار خود را با توجه به محیط (ورودی‌ها-خروجی‌ها) به گونه ای تغییر دهد که پاسخ مناسب را تولید کند. این شبکه های عصبی مصنوعی قادرند حجم زیادی از اطلاعات ورودی (مانند کاتالوگ زمین لرزه) را به طور هم زمان و به صورت موازی

پس از پیش بینی مکان وقوع زلزله احتمالی توسط شبکه های عصبی، داده های پیش بینی شده توسط تحلیل های آماری پردازش شدند. جهت تحلیل آماری داده ها از نرم افزار MATLAB استفاده شد. نمودار درصد فراوانی تجمعی بر اساس مقدار باقیمانده های داده های لرزه خیزی پیش بینی شده در شکل ۷ نشان داده شده است.



شکل ۷. نمودار فراوانی تجمعی و باقیمانده داده های آماری بعد از تحلیل داده های آماری در شکل ۸ نقشه پهنه بندی درصد لرزه خیزی پیش بینی شده برای استان کرمان نشان داده شده است. در نمودار های نشان داده شده کاتور های رنگی بیانگر درصد احتمال رخداد زلزله می‌باشد.



شکل ۸. نقشه پهنه بندی درصد لرزه خیزی پیش بینی شده برای زلزله های بزرگتر از ۴/۵ ریشتر



دسته بندی کنند و پاسخ واقعی حتی به داده های ناقص ، ترسیم گردید. با توجه به نقشه های بدست آمده، بیشترین مغشوش و پراکنده بدهند و الگو های لرزه ای را به خوبی تشخیص دهند. پس از پیش بینی مکان های وقوع زلزله، با مطالعات آماری انجام شده، نقشه پهنه بندی خطر زلزله احتمالی

## منابع

- Adeli, H., Panakkat, A., 2009, A probabilistic neural network for earthquake magnitude prediction”, *Neural Networks* 22(7): 1018\_1024.
- Allameh Zadeh, M., 2004, Prediction of aftershocks pattern distribution using self-organizing feature maps, 13th World Conference on Earthquake Engineering. Vancouver, B.C., Canada, August 1-6.
- Ashtari Jafari, M., 2010, Statistical prediction of the next great earthquake around Tehran, Iran, *Journal of Geodynamics* 49(1): 14–18.
- Asim, K. M. , Martínez-Álvarez, F., Basit A., Iqbal T., 2017, Earthquake magnitude prediction in Hindukush region using machine learning techniques, *Natural Hazards*, 85(1): 471–486.
- Borghi, A., Aoudia, A., Riccardo E. M. R., Barzaghi, R., 2009, GPS monitoring and earthquake prediction: A success story towards a useful integration, *Tectonophysics*, 465(1-4): 177–189.
- Douglas, J., 2010, Ground-motion prediction equations 1964–2010, Pacific earthquake engineering research center.
- Ferraes, S.G., 2005, A probabilistic prediction of the next strong earthquake in the Acapulco-San Marcos segment, Mexico”, *Geofisican Internacional. Int.* 44(4): 347–353.
- Ghosh-Dastidar, S., Adeli, H., 2003, Wavelet-clustering-neural network model for freeway incident detection, *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 18(5): 325-338.
- International Institute of Seismology and Earthquake Engineering, [http:// www.iiées.ac.ir](http://www.iiées.ac.ir).
- Kannan. S, 2014, Innovative Mathematical Model for Earthquake Prediction, *Engineering Failure Analysis*, 41: 89–95.
- Kohonen, T. 1998, The self-organizing map, *Neurocomputing* 21, 1-6.
- Kulahc, F., Inceoz, M., Dogru, D., Aksoy, E., Baykara, O., 2009, Artificial neural network model for earthquake prediction with radon monitoring, *Applied Radiation and Isotopes* 67: 212–219.
- MATLAB R2010a, User’s Manual, the Math Works, Inc., 2010.
- Mokhtari, M., 2010, Earthquake prediction activities and Damavand earthquake precursor test site in Iran”, *Natural Hazards*, 52(2) :351–368.
- Moustra, M., Avraamides, M., Christodoulou, C., 2011, Artificial neural networks for earthquake prediction using time series magnitude data or Seismic Electric Signals”, *Expert Systems with Applications*, 38(22) : 15032–15039.
- National Geoscience Database of Iran, <http://www.ngdir.ir>
- Ni, H., Yin, H., 2008, Self-organizing mixture autoregressive model for non-stationary time series prediction. *International Journal of Neural Systems*, 18(6): 469\_480.
- Reyesa J, Morales-Estebanb A, Martínez-Álvarezc F., 2013, Neural Networks to Predict earthquakes in Chile, *Applied Soft Computing*. 13(2):1314–28.
- Yamashina, K., 2006, Trial of earthquake prediction in Japan and a statistical test of time-shift, *Journal of Tectonophysics* 417(1-2): 169–182.
- You-Po, S., Qing-Jie, Z., 2009, Application of ANN to Prediction of Earthquake Influence”, *Second International Conference on Information and Computing Science*: 234-237.
- Yu.L. Rebetsky, S.I. Kuzikov, 2016, Active faults of the northern Tien Shan: tectonophysical zoning of seismic risk , *Russian Geology and Geophysics*, 57(6): 967-98.