

## کاربرد ضرایب فیلتر آرما در تشخیص رویدادهای لرزه‌ای

مصطفی علامه‌زاده، استادیار پژوهشکده زلزله‌شناسی، پژوهشگاه بین‌المللی زلزله‌شناسی و مهندسی زلزله  
سایه میرزایی، دانشجوی دکترا، دانشگاه امیرکبیر، ایران

### چکیده

بندی مورد استفاده قرار می‌گیرند. بررسی نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که به کارگیری شبکه عصبی هم در حصول ویژگیهای استخراج شده از سیگنالها و هم در طبقه‌بندی داده‌ها ساختار مناسبی جهت تفکیک در مسأله پیش رو به دست می‌دهد. نتایج به دست آمده، کارایی روش مذکور را در تفکیک داده‌های محدود موجود نمایان می‌سازد و به نظر می‌رسد که به کار گرفتن این ساختار، روشی مناسب برای طبقه‌بندی سیگنالهای لرزه‌ای باشد.

**کلیدواژه‌ها:** تشخیص رویداد، شبکه‌های عصبی مربعی، ضرایب فیلتر آرما، تفکیک داده‌های زلزله

### ۱- مقدمه

یکی از مسائلی که بخش وسیعی از تحقیقات زلزله-شناسی را به خود اختصاص داده است، مسأله تشخیص انفجارهای مصنوعی از زلزله‌های طبیعی می‌باشد. با توجه به پیمان منع آزمایشات هسته‌ای و محدودیت قدرت آزمایشات هسته‌ای زیرزمینی تا ۱۵۰ کیلو تن، برآورد دقیق قدرتهای مؤثر در تغییرات دامنه‌های لرزه‌ای اهمیت بسیار زیادی دارد. دامنه‌های امواج سطحی حاصل از چشمه‌های انفجاری برای یک رویداد مشخص، دارای تغییرات کمتری نسبت به دامنه‌های امواج درونی می‌باشند. از این تغییر مشخصه با استفاده از نسبتهای  $m_L : M_0$ ،  $M_s : m_b$  می‌توان طبقه‌بندی و خوشه‌یابی را در مسأله تفکیک لرزه‌ای نشان داد. مسأله متمایز نمودن پیشامدهای زلزله از انفجارات با استفاده از اطلاعات لرزه‌ای دور از جمله مسائل مهم روز دنیاست. در این روشها، اثر تضعیف حاصل از مسیر انتشار موج کمینه و تشخیص، با حداقل پردازش صورت می‌گیرد.

مسأله تشخیص انفجارهای مصنوعی از زلزله‌های طبیعی یکی از مسائلی است که بخش وسیعی از تحقیقات زلزله-شناسی را به خود اختصاص داده است. لرزه‌شناسی از تکنیکهای مختلفی برای مطالعه میدان جابه‌جایی استفاده می‌کند تا اطلاعاتی درباره ماهیت منابع لرزه‌ای و زمین، به دست آورد. اگر چه بعضی از تکنیکها به جنبه‌های خاصی از امواج لرزه‌ای در زمین بستگی دارند، بقیه ویژگیهای کلی به توابع فضا و مکان متکی هستند. در مسائل طبقه‌بندی، هدف ساختن یک ماشین طبقه‌بندی با استفاده از مجموعه متناهی از نمونه‌ها می‌باشد. آرما<sup>۱</sup> (ARMA) روش پارامتری برای مدلسازی سیگنال است. این روش برای مسائلی که در آنها سیگنال می‌تواند با یک تابع منبع صریح معلوم که دارای پارامترهای قابل تنظیم است، مناسب باشد. نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که شبکه عصبی مصنوعی به طور مؤثر و دقیق، ضرایب آرما را محاسبه می‌کند. شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با سایر روشهای موجود، کارکرد بهتری در محاسبه ضرایب آرما از خود نشان می‌دهد که به خاطر طبیعت غیرخطی شبکه عصبی مصنوعی است. داده‌ها، شامل ۳۴ سیگنال زلزله و ۳۶ سیگنال انفجار از منطقه قزاقستان و چین است که به طول ۴۰۹۶ نمونه و نرخ نمونه برداری ۲۰ Hz می‌باشد. در ابتدا، داده‌ها از فیلتر پایین‌گذر ۴-۵ Hz طراحی شده، عبور داده می‌شوند و سپس نرخ نمونه‌برداری آنها به ۱۰ Hz کاهش می‌یابد. جهت استخراج ویژگیها، ابتدا پنجره‌ای به طول دلخواه (تأثیر تغییر طول پنجره بر روی عملکرد طبقه‌بندی، در شبیه‌سازها مورد بررسی قرار گرفته است) روی نمونه‌ها اعمال شده و به این ترتیب، ضرایب مدل آرما برای هر بخش از نمونه‌ها به صورت جداگانه حاصل می‌شوند و مجموع این ضرایب، به عنوان ویژگیهای سیگنال در طبقه-

جدول (1): زمین لرزه‌ها، اطلاعات مربوط به موقعیت جغرافیایی، بزرگ و ایستگاه.

ردیف	تاریخ	عرض جغرافیایی	طول جغرافیایی	Mb	Ms	ایستگاه
۱	۱۹۸۰/۱۱/۶	۴۳/۷۴	۸۶/۱۹	۵/۶	۵/۴	CHTO
۲	۱۹۸۲/۱۲/۳۱	۴۲/۸۶	۷۷/۴۵	۵/۸	۵/۱	KONO
۳	۱۹۸۳/۴/۰۵	۴۰/۰۳	۷۵/۲۶	۵/۵	۵/۶	ANTO
۴	۱۹۸۳/۹/۱۲	۳۶/۵	۷۱/۰۸	۶/۱	-	KONO
۵	۱۹۸۳/۱۰/۰۶	۴۱/۵۷	۸۸/۷۷	۵/۵	-	GRFO
۶	۱۹۸۳/۱۰/۳۰	۳۶/۴۳	۷۱/۴۴	۵/۶	-	GRFO
۷	۱۹۸۳/۱۲/۱۶	۳۹/۳۳	۷۲/۹۱	۵/۷	۵/۶	KONO
۸	۱۹۸۳/۱۲/۳۰	۳۶/۳۲	۷۰/۷۴	۶	-	KEV
۹	۱۹۸۴/۱۲/۲۷	۳۶/۴۱	۷۱/۰۶	۵/۷	-	KEV
۱۰	۱۹۸۴/۲/۱۶	۳۶/۴۲	۷۰/۸۴	۶	-	CHTO
۱۱	۱۹۸۴/۴/۱۹	۳۶/۴۲	۷۰/۸۵	۵/۶	-	CHTO
۱۲	۱۹۸۷/۷/۱	۳۶/۴۴	۷۰/۸۷	۷/۵	-	KEV
۱۳	۱۹۸۴/۱۰/۲۶	۳۹/۱۷	۷۱/۳۴	۶	۶/۱	CHTO
۱۴	۱۹۸۵/۷/۲۹	۳۶/۱۸	۷۰/۸۹	۶/۷	-	CHTO
۱۵	۱۹۸۵/۸/۲	۳۹/۴۲	۷۰/۸۱	۶/۱	-	CHTO
۱۶	۱۹۸۵/۸/۲۳	۳۹/۴۲	۷۵/۲۷	۶/۴	۷/۶	ANTO
۱۷	۱۹۸۶/۶/۲۰	۳۱/۲۲	۸۶/۸۶	۶	۶/۱	CHTO
۱۸	۱۹۸۶/۷/۱۶	۳۴/۴۱	۸۰/۰۷	۵/۸	۶/۱	CHTO
۱۹	۱۹۸۶/۸/۲۱	۳۸/۸۴	۷۳/۱۶	۵/۶	-	ANTO
۲۰	۱۹۸۷/۱/۱۵	۴۱/۹۵	۸۱/۳۱	۵/۹	۵/۸	CHTO
۲۱	۱۹۸۷/۱/۲۴ (E2)	۴۱/۳۹	۷۹/۲۷	۵/۲	-	ANTO
۲۲	۱۹۸۷/۱/۲۴ (E1)	۴۱/۵۲	۷۹/۳	۵/۵	-	ANTO
۲۳	۱۹۸۷/۱/۲۸	۴۵/۳۸	۹۶/۱۵	۵/۱	-	CHTO
۲۴	۱۹۸۷/۳/۳	۴۱/۳۴	۷۹/۲۸	۵/۱	۵	CHTO
۲۵	۱۹۸۷/۳/۲۶	۴۱/۷۳	۶۹/۸۷	۵/۱	۵/۴	CHTO
۲۶	۲۰۰۲/۲/۱۷	۲۸/۲۳	۵۱/۷۴	۵/۲	-	EIL
۲۷	۲۰۰۲/۶/۲۲	۲۸/۲۳	۵۱/۷۴	۵/۲	-	EIL
۲۸	۲۰۰۳/۲/۱۴	۲۸/۱۴	۵۶/۸	-	۵/۴	EIL
۲۹	۲۰۰۳/۵/۱	۳۹/۰۱	۴۰/۳۸	۵/۲	-	MLR
۳۰	۲۰۰۳/۷/۳	۳۵/۴۷	۶۰/۷۶	۵	-	FINES
۳۱	۲۰۰۳/۷/۱۰	۲۸/۴۶	۵۴/۲	۵/۱	-	ZAL
۳۲	۲۰۰۳/۷/۱۰	۲۸/۳۷	۵۴/۰۵	۵/۲	-	GERES
۳۳	۲۰۰۳/۸/۴	۲۹/۰۵	۵۹/۷۸	۵/۱	-	CMAR
۳۴	۲۰۰۳/۸/۲۱	۲۹/۱۲	۵۹/۸۵	۵/۲	-	CMAR

هنگامی که اطلاعات قبلی وجود دارد و ساختار فضای سیگنال معلوم است، می‌توان یک مدل پارامتری تشکیل داد و از نظریه تصمیم‌گیری نیز بهره برد. متأسفانه، توزیع‌های دقیق در اکثر موارد، نامعلوم هستند؛ اما هنوز می‌توان یک مدل پارامتری با استفاده از اطلاعات قبلی فرض کرد و پارامترهای آن را از روی نمونه‌های آموزشی تخمین زد. هنگامی که اطلاعات قبلی کمی وجود دارد یا نمی‌توان مدل را پارامتری گرفت، می‌توان از روشهای غیرپارامتری بهره برد. این روشها، از همه مجموعه داده‌های داده شده به جای تنها کمی از آماره‌های آن، (مانند روشهای پارامتری) استفاده می‌شود.

مسئله تشخیص انفجارهای مصنوعی از زلزله‌های طبیعی یکی از مسائلی است که بخش وسیعی از تحقیقات زلزله-شناسی را به خود اختصاص داده است [۱-۴].

آرما روشی پارامتری برای مسئله تشخیص سیگنال است. این روش برای مسائلی که در آنها سیگنال می‌تواند با یک تابع منبع صریح معلوم که دارای پارامترهای قابل تنظیم کمیتی است، مناسب می‌باشد. نتایج به دست آمده نشان می‌دهند که شبکه عصبی مصنوعی به طور مؤثر و دقیق، ضرایب آرما را محاسبه می‌کند. شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با سایر روشهای موجود، کارکرد بهتری در محاسبه ضرایب آرما از خود نشان می‌دهد که به خاطر طبیعت غیرخطی شبکه عصبی مصنوعی است.

## ۲- رویدادهای انتخاب شده

جدول (۱) و (۲) به ترتیب فهرستی از وقایع و جدول (۳) ایستگاههای لرزه‌نگاری را نشان می‌دهد. برخی از سیگنالهای مورد استفاده در این مطالعه از مجموعه ده جلدی CD که توسط NEIC/USGS ارائه شده، استخراج گردیده است. برای هر رویداد، فقط یک ایستگاه انتخاب شده و ترجیحاً با فاصله حدود ۳۰ درجه است. محدوده بزرگی از رویدادهای ۶/۷-۵/۱ است، شکل (۱).

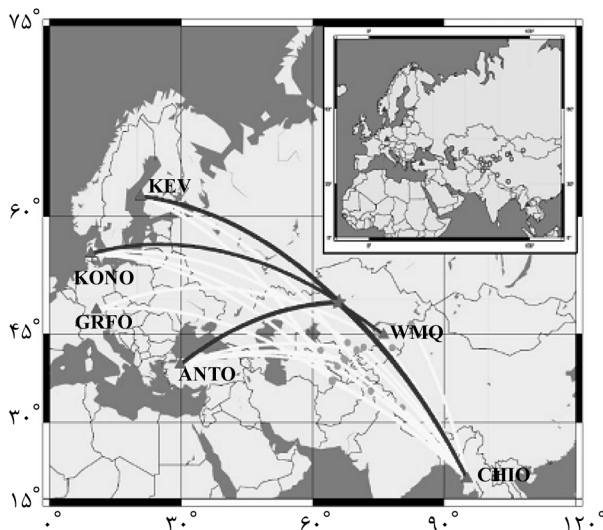
امواج لرزه‌ای که در یک منبع تولید می‌شوند، می‌توانند طبیعی باشند، مانند یک زلزله، یا مصنوعی باشند مانند یک انفجار. امواج، اطلاعاتی را در مورد مکان و طبیعت منبعی که آنها را تولید کرده را نشان می‌دهد.

جدول (۲): انفجارها، اطلاعات مربوط به موقعیت جغرافیایی، بزرگ و ایستگاه.

جدول (۳): اطلاعات مربوط به موقعیت جغرافیایی ایستگاههای مورد استفاده در این مطالعه را نشان می‌دهد.

ایستگاه	موقعیت	عرض جغرافیایی (درجه)	طول جغرافیایی (درجه)
ANTO	Ankara, Turkey	۳۹/۸۸۸N	۳۲/۷۹E
CHTO	Chaing Min, Thailand	۱۸/۷۹۰N	۹۸/۹۷E
GRFO	Grafenberg, Germany	۴۹/۶۹N	۱۱/۲۲E
KEV	KEVO, Finland	۶۹/۷۵۵N	۲۷/۰۰۱E
KONO	Kongsberg, Norway	۵۹/۶۴۹N	۹/۵۹۸E
WMQ	Urumqi XinJing	۴۳/۸۲۱N	۸۷/۶۹E
FINES	FINESS Array, Finland	۶۱/۴۴N	۲۶/۰۷۷E
GRES	GERESS Array, Germany	۴۸/۸۴۵۱N	۱۳/۷۰۱۶E
CMAR	Chiang Mai Array, Thailand	۱۸/۴۵۷۵N	۹۸/۹۴۲۹E
ZAL	Zalesovo, Russia	۵۳/۹۳۶۷N	۸۴/۷۹۸۱E
ARCES	ARCESS Array, Norway	۶۹/۵۳۴۹N	۲۵/۵۰۵۸E
NOA	NORSAR Array, Norway	۶۱/۰۳۹۷N	۱۱/۳۱۴۸E

ردیف	تاریخ	عرض جغرافیایی	طول جغرافیایی	Mb	Ms	ایستگاه
۱	۱۹۸۱/۱۰/۱۸	۴۹/۸۶	۷۸/۸۹	۶	۴/۳	KEV
۲	۱۹۸۱/۱۱/۲۹	۴۹/۹۱	۷۸/۸۹	۵/۶	۴	ANTO
۳	۱۹۸۱/۱۲/۲۷	۴۹/۸۶	۷۸/۸۶	۵/۶	۴	KONO
۴	۱۹۸۳/۶/۱۲	۴۹/۹	۷۸/۹۸	۶/۱	۴/۶	KEV
۵	۱۹۸۳/۱۰/۶	۴۹/۹۳	۷۸/۸۴	۶	-	KONO
۶	۱۹۸۴/۳/۲۹	۴۹/۹۳	۷۹/۰۱	۵/۹	۴/۳	CHTO
۷	۱۹۸۴/۴/۱۵	۴۹/۷۷	۷۸/۱۹	۵/۷	-	CHTO
۸	۱۹۸۴/۴/۲۵	۴۹/۹۳	۷۸/۹۲	۶	۵	CHTO
۹	۱۹۸۴/۵/۲۶	۴۹/۹	۷۹/۰۶	۶/۱	۵/۷	KEV
۱۰	۱۹۸۴/۷/۱۴	۴۹/۹	۷۸/۹۸	۶/۱	۴/۶	KEV
۱۱	۱۹۸۴/۱۲/۲	۴۹/۹۸	۷۹/۰۹	۵/۸	۳/۸	ANTO
۱۲	۱۹۸۴/۱۲/۱۶	۴۹/۹۷	۷۸/۸۹	۶/۱	۴/۶	KEV
۱۳	۱۹۸۴/۱۲/۲۸	۴۹/۸۳	۷۸/۷۱	۶	۵/۶	KEV
۱۴	۱۹۸۵/۲/۱۰	۴۹/۸۶	۷۸/۸۳	۵/۹	۴/۴	CHTO
۱۵	۱۹۸۵/۴/۲۵	۴۹/۸۷	۷۸/۹۵	۵/۹	۴/۱	ANTO
۱۶	۱۹۸۵/۶/۱۵	۴۹/۸۸	۷۸/۸۸	۶	۴/۳	ANTO
۱۷	۱۹۸۵/۶/۳۰	۴۹/۸۳	۷۸/۶۸	۶	۴	KEV
۱۸	۱۹۸۵/۷/۲۰	۴۹/۹۱	۷۸/۸	۵/۹	۴/۲	KEV
۱۹	۱۹۸۷/۲/۲۶	۴۹/۸	۷۸/۱	۵/۴	-	CHTO
۲۰	۱۹۸۷/۳/۱۲	۴۹/۸۹	۷۸/۸۳	۵/۴	۳/۹	ANTO
۲۱	۱۹۸۷/۴/۳	۴۹/۹	۷۸/۸	۶/۲	۴/۷	KEV
۲۲	۱۹۸۷/۴/۱۷	۴۹/۸۲	۷۸/۶۷	۶	۴/۳	ANTO
۲۳	۱۹۸۷/۵/۱۶	۴۹/۸	۷۸/۱۱	۵/۵	-	WMQ
۲۴	۱۹۸۷/۶/۱۶	۴۹/۸	۷۸/۹	۵/۳	-	ANTO
۲۵	۱۹۸۷/۶/۲۰	۴۹/۹	۸۷/۷	۶/۱	۴/۲	KEV
۲۶	۱۹۹۰/۵/۲۶	۴۱/۵۶	۸۸/۷	۵/۵	-	China
۲۷	۱۹۹۲/۵/۲۱	۴۱/۵۱	۸۸/۷۷	۶/۵	-	COL
۲۸	۱۹۹۲/۹/۲۵	۴۱/۷۱	۸۸/۶۹	۵	-	China
۲۹	۱۹۹۳/۱۰/۱۵	۴۱/۶۶	۸۸/۶۹	۵/۹	-	China
۳۰	۱۹۹۵/۵/۱۴	۴۱/۶	۸۸/۸۲	۶/۱	-	China
۳۱	۱۹۹۵/۸/۱۷	۴۱/۵۶	۸۸/۸	۶	-	China
۳۲	۱۹۹۶/۶/۸	۴۱/۶۶	۸۸/۶۹	۵/۹	-	CMAR
۳۳	۱۹۹۶/۷/۲۹	۴۱/۸۲	۸۸/۴۲	۴/۹	-	CMAR
۳۴	۱۹۹۸/۵/۱۱	۲۷/۱	۷۱/۸	۵/۲	-	ARU
۳۵	۱۹۹۸/۵/۲۸	۲۸/۹	۶۴/۷۹	۴/۸	-	ZAL
۳۶	۱۹۹۸/۵/۳۰	۲۸/۴۹	۶۳/۷۳	۴/۶	-	MLR



شکل (۱): نقشه مکان داده‌های انفجار، زلزله و ایستگاههایی که سیگنالهای لرزه‌ای را ثبت کرده‌اند.

اگر زمان اولیه، وقتی که امواج منبع را ترک می‌کنند بدانیم و زمان رسید موج در گیرنده را داشته باشیم، می‌توانیم زمان طی مسیر امواج در محیط و سرعتی که امواج با آن طی مسیر می‌کنند را به دست آوریم و در نتیجه ویژگیهای فیزیکی محیط را استخراج نماییم. به علاوه، چون دامنه و شکل پالسهای موجی که منبع را ترک می‌کنند تحت تأثیر

های پریود کوتاه و اندازه  $Ms$  توسط گیرنده‌های پریود بلند برای زلزله‌ها کالیبره می‌شوند. مقایسه  $mb$  و  $Ms$  به خوبی تمایز بین زلزله و انفجارها را نشان می‌دهد. تمایز رویدادهای دور لرزه‌ای بر اساس نوع گیرنده‌های لرزه‌ای باند پهن مدرن و دورسنجی دیجیتال با رنج دینامیکی زیاد و نوع سیستم‌های رکورد صورت می‌پذیرد.

### ۳- تکنیک مدل‌سازی ARMA

آرما روشی پارامتری برای نشان دادن سیگنال است. این روش برای مسائلی مناسب است که در آنها سیگنال می‌تواند با تابع منبع صریح معلومی که دارای پارامترهای قابل تنظیم کمیتی است، نشان داده شود. روشهای متعددی برای تعیین ضرایب آرما از قبیل روشهای  $Prony$ ،  $Autocorrelation$ ،  $Covariance$ ،  $Pade$  و به تازگی استفاده از تکنیک شبکه عصبی مصنوعی پیشنهاد شده‌اند [۷-۵]. در این قسمت، روش استفاده از شبکه عصبی مصنوعی با تعدادی تکنیک مورد قبول دیگر، مقایسه شده است. این مقایسه به طور کلی بر اساس مقادیر ضرایب به دست آمده است. نتایج به دست آمده نشان می‌دهند که استفاده از تکنیک شبکه عصبی مصنوعی در محاسبه ضرایب یک سیستم آرما، تکنیک دقیقی است. استفاده از تکنیک مدل‌سازی برای پیش‌بینی یا بازسازی یک توالی داده، مرتبط با نمایش داده در یک تکنیک، مؤثر است. معادله کلی آرما عبارتست از:

$$y(n) = -\sum_{k=1}^p a_k y(n-k) + \sum_{k=0}^q b_k x(n-k) \quad (1)$$

سیستمی را که با یک معادله تفاضلی خطی با ضرایب ثابت بیان می‌شود را در نظر بگیرید، رابطه (۱). خروجی  $y(n)$  با استفاده از خروجیهای قبلی  $y(n-1)$ ،  $y(n-2)$ ، ...،  $y(n-p)$  و ورودی فعلی  $x(n)$  به دست می‌آید که به این معنی است که  $b(k)=0$  برای  $k>0$  و تنها  $b(0)$  و  $a(k)$  باید تعیین شود. این سیستم مدل آرما نامیده می‌شود. در این قسمت، هدف استخراج ویژگیهای مناسب از داده‌های لرزه‌ای که دارای توان جداسازی لازم باشند، است. فضای ضرایب مدل آرما خاصیت خوشه‌ای قوی را در اختیار قرار می‌دهد. با توجه به اینکه تفکیک این ضرایب در فضای

محیطی که موج در آن منتشر می‌شود، قرار دارد سیگنالهایی که توسط لرزه‌نگارها مشاهده می‌شوند اطلاعات بیشتری را در مورد محیط انتشار موج به دست می‌دهند. زلزله‌شناسی جامعه را برای کاربردهایی که شامل اکتشافات شناسایی منابع زمینی، مطالعات زلزله و کنترل قدرت هسته‌ای است، گرد هم می‌آورد. زلزله سال ۱۹۰۶ سانفرانسیسکو که شامل گسلی با طول ۴۵۰ کیلومتر می‌شد که ۴ متر لغزید، تقریباً  $10^{16} \times 3$  ژول انرژی الاستیک آزاد کرد. این انرژی معادل یک انفجار هسته‌ای ۷ ریشتری است و این خیلی بیشتر از  $0/012$  مگاتن-تی‌ان‌تی بمبی که روی هیروشیما فرو ریخت، می‌باشد. بزرگترین زلزله ثبت شده، در سال ۱۹۶۰ در شیلی رخ داد که در گسلی که ۸۰۰ کیلومتر طول و ۲۰۰ کیلومتر عرض داشت، تقریباً لغزشی ۲۱ متری حادث شد که تقریباً  $10^{19}$  ژول انرژی الاستیک آزاد کرد و بیش از بمب ۲۰۰۰ مگنتونی است. این زلزله از تمامی بمبهای هسته‌ای منفجر شده بیشتر انرژی آزاد کرد که بزرگترین آنها ۵۸ مگنتون بود. برای مقایسه، کل انرژی که بشر هر ساله در تمام جهان تولید می‌کند حدود  $10^{20} \times 3$  ژول است.

منبع مصنوعی در سطح یا نزدیک آن امواج لرزه‌ای را تولید می‌کند که به سمت پایین حرکت می‌کنند در یک ناپیوستگی بازتاب می‌شوند و به وسیله حسگرهای زلزله‌سنج آشکارسازی می‌شوند. اطلاعات نهایی به دست آمده به وسیله کامپیوتر پردازش می‌شوند تا پاسخهای دریافتی از بازتابها را پردازش کنند. داده‌های لرزه‌ای تمایز بین انفجارات و زلزله‌ها را نشان می‌دهند. گیرنده‌های پریود بلند در حدود ۲۰ ثانیه و سنسور پریود کوتاه در حدود ۱ ثانیه، اثر نویز خرد لرزه‌ای محدود در پریود ۶ ثانیه را مینیمم می‌کنند. رویدادهای لرزه‌ای انرژی را در زمین تقسیم و انرژی به فازها و یا اجزای مختلف امواج، تقسیم‌بندی می‌شود. مسیر و فاصله بین رویداد و ایستگاه مختلف است و اندازه بزرگی زلزله در ایستگاه، توسط تابع گوس مدل و بزرگی زلزله در شبکه تخمین زده می‌شود. این اندازه‌ها شامل  $Ms$  برای امواج سطحی و  $mb$  برای امواج  $p$  است

در فواصل ۳۰۰ تا ۲۰۰۰ کیلومتری نوع استفاده متمایز از امواج  $p$  و  $s$  کاملاً مشخص است. اندازه  $mb$  توسط گیرنده-

و به بیان ماتریسی داریم:

$$b = G_1 \times a \quad (4)$$

$$0 = G_2 \times a \quad (5)$$

$G_1$  یک ماتریس پایین مثلثی  $(p+1) \times (p+1)$  و  $G_2$  به شکل  $[g_1 \ g_2 \ \dots \ g_p]$ ، یک ماتریس  $p \times (p+1)$  می‌باشد. رابطه (4)، بردار  $b$  و در نتیجه ضرایب صورت را به شکل تابعی از ضرایب مخرج مشخص می‌سازد. برای محاسبه مخرج، مجدداً رابطه (5) به صورت زیر نوشته می‌شود:

$$g_1 - [g_2, \dots, g_{p-1}] \times a' = g_1 - G_3 \times a' \quad (6)$$

که  $a' = [a_1, \dots, a_p]^T$  بردار مقادیر مجهول است. اگر رتبه  $G_3$  و  $G_1$  برابر  $P$  باشد، داریم:

$$a' = G_3^{-1} \times g_1 \quad (7)$$

از این رابطه به همراه رابطه (5) تمامی ضرایب مجهول به دست می‌آید. این روشی قدیمی برای ارائه مدل آرما است که معلومات و مجهولات در آن با هم برابرند و در ابعاد بالا و پنجره‌های بزرگ، غیرعملی می‌باشد. در اینجا می‌توان به مزیت استفاده از شبکه‌های عصبی در تعیین مدل آرما پی برد.

### ۳-۲- تخمین مدل آرما یا N آرما با استفاده از شبکه عصبی

مزایای استفاده از شبکه‌های عصبی در تخمین پارامترهای مدل آرما یا N آرما مورد توجه قرار گرفت. بررسیها بیانگر آن است که به کارگیری شبکه‌های عصبی پس‌خور با توابع فعالسازی چند جمله‌ای، بهترین روش برای تخمین پارامترهای سیگنال می‌باشد، به ویژه هنگامی که مدل غیرخطی در نظر گرفته شده باشد. این روش در مقایسه با روشهای تخمین کلاسیک نظیر حداقل مربعات (LS) عملکرد بهتری از خود نشان می‌دهد. در این پژوهش، شبکه مربعی جهت تخمین پارامترهای سیگنال به کار گرفته شده است.

### ۴- تخمین پارامتری در مقابل تخمین غیر پارامتری

هنگامی که ساختار فضای سیگنال معلوم باشد، می‌توان یک مدل پارامتری تشکیل داد، ولی متأسفانه توزیع‌های دقیق

چند بعدی به وسیله شبکه‌های عصبی معمولی کار دشواری است، به خاصیت جزیره‌ای این ویژگیها در فضای ورودی پی برده می‌شود. با توجه به این موضوع، ضرایب آرما بر روی رکوردهای لرزه‌ای توسط شبکه عصبی مربعی استخراج گردید و جهت طبقه‌بندی از شبکه عصبی PNN<sup>۲</sup> استفاده شد.

### ۳-۱- تفسیر مدل آرما

یک دنباله زمانی به صورت  $g(n), n=0, \dots, k$  است. یک سیستم LTI<sup>۳</sup> رقمی با مرتبه معلوم را به گونه‌ای طراحی نمایید که پاسخ ضربه آن در حوزه زمان  $(h(n))$ ، کمترین فاصله را با  $g(n)$  داشته باشند. فرض می‌شود که تابع انتقال مورد نظر  $H(z)$  نامیده شده و به صورت رابطه زیر می‌باشد

$$H(z) = \frac{\sum_{k=0}^p b_k z^{-k}}{\sum_{k=1}^p a_k z^{-k}} = \sum_{n=1}^{\infty} h(n) z^{-n} \quad (2)$$

در این رابطه  $P$  عددی طبیعی است که درجه فیلتر را مشخص می‌کند.  $a_k$  ها و  $b_k$  ها ضرایب مجهول هستند. ضریب  $a_0$  از آن جهت برابر یک انتخاب شده که صورت و مخرج با یک میزان مشخص مقیاس شوند. اگر تعداد عناصر  $g(n)$  دقیقاً برابر با تعداد ضرایب مدل انتخاب گردند، حداقل یک سیستم LTI موجود است به نحوی که:

$$h(n) = g(n); \quad n = 0, \dots, k$$

$$\begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ \vdots \\ b_{(p-1)} \\ - \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g(0) & 0 & \dots & \dots & 0 \\ g(1) & g(0) & \vdots & \vdots & 0 \\ \vdots & \vdots & & & \vdots \\ g(p-1) & \dots & & g(1) & g(0) \\ - & - & - & - & - \\ g(p) & & & g(2) & g(1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ g(2p) & \dots & & g(p+1) & g(p) \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 1 \\ a_1 \\ \vdots \\ \vdots \\ a_{(p-1)} \\ a_{(p)} \end{bmatrix} \quad (3)$$

غیرخطی راه‌حلهای مناسبی را ارائه می‌دهند که با استفاده از روشهای پردازش سیگنال کلاسیک برای مدلسازی سیگنالها، حاصل نمی‌شود. بنابراین، در استخراج ویژگیهای تفکیک‌کننده از شبکه عصبی استفاده می‌شود. شبکه مربعی  $QNN$  برای این منظور به کار گرفته می‌شود، زیرا بررسیها نشان داده این شبکه جهت حصول مجموعه ویژگیهای انتخاب شده در این پژوهش (ضرایب مدل آرما غیرخطی)، با تعداد بسیار کمتری از نرونها و همچنین تکرارهای کمتر قادر به یادگیری و شناسایی فضای ورودی است. ضمناً خاصیت مربعی نرونها در این حالت، یکی از نقاط قوت این شبکه‌ها در تحقق سخت‌افزاری آنها می‌باشد.

داده‌ها، شامل ۳۴ سیگنال زلزله و ۳۶ سیگنال انفجار به طول ۴ هزار و ۹۶ نمونه و نرخ نمونه‌برداری ۲۰ هرتز می‌باشد. در ابتدا، داده‌ها از فیلتر پایین‌گذر ۰/۵ تا ۴ هرتز شده، عبور داده می‌شوند و سپس نرخ نمونه‌برداری آنها به ۱۰ هرتز کاهش می‌یابد. جهت استخراج ویژگیها، ابتدا پنجره‌ای به طول دلخواه (تأثیر تغییر طول پنجره بر روی عملکرد طبقه‌بندی، در شبیه‌سازیها مورد بررسی قرار گرفته است) روی نمونه‌ها اعمال نموده که به این ترتیب، ضرایب مدل آرما برای هر بخش از نمونه‌ها به صورت جداگانه حاصل می‌شوند. مجموع این ضرایب، به عنوان ویژگیهای سیگنال در طبقه‌بندی مورد استفاده قرار می‌گیرند (پنجره‌ها می‌توانند همپوشانی داشته باشند).

نتایج عملی نشان داده‌اند که استفاده از یک پنجره و به‌کارگیری درجه مدل آرما ( $P=14$ )، منجر به عملکرد بهتری می‌شود، زیرا با افزایش تعداد پنجره‌ها ضرایب به دست آمده تغییر محسوسی ندارند و فقط به صورت تناوبی تکرار می‌شوند.

شبکه عصبی به کار گرفته شده برای تفکیک داده‌های زلزله و انفجار، شبکه  $PNN$  می‌باشد که برای فضای ویژگی انتخاب شده در این مسأله مناسب است. در حصول نتایج طبقه‌بندی توسط شبکه  $PNN$ ، به علت تعداد کم داده‌های موجود، می‌توان از استراتژی حداقل - یک - خروجی بهره گرفت. به این دلیل که تعداد کافی داده برای به داده‌های آموزش شبکه وجود ندارد.

در اکثر موارد، نامعلوم هستند. هنگامی که اطلاعات قبلی کافی نیست یا نمی‌توان مدل را پارامتری گرفت، می‌توان از روشهای غیرپارامتری بهره برد. این روشها، از همه مجموعه داده‌های موجود به جای تنها کمی از آماره‌های آن، (مانند روشهای پارامتری) استفاده کرد، جدول (۴). همیشه می‌توان ورودی را به صورت گوسی چند بعدی با ماتریس کوواریانس یکسان برای طبقات مختلف در نظر گرفت. در این صورت، طبقه‌بندی آسان است، ولی عملکرد تنها در صورتی قابل قبول است که این فرض موجه باشد.

جدول (۴): روشهای تخمین پارامتری در مقابل غیرپارامتری.

پارامتری	غیر پارامتری
Prior Model-Plug-In Estimators	k-Nearest-Neighbors
Linear Discriminant Analysis	روشهای درختی
Quadratic Discriminant Analysis	پنجره پارزون
(LOW) Polynomial Discriminators	RBFS
	شبکه‌های عصبی

## ۵- تعیین ضرایب AR/آرما با استفاده از شبکه عصبی

شبکه عصبی کلی سه لایه برای به دست آوردن ضرایب  $ARMA$ ، آرما که در مراجع [۸] و [۹] گزارش شده است، به صورت زیر تعریف می‌نماید:

$$y(n) = -\sum_{k=1}^p a_k y(n-k) + \sum_{k=0}^q b_k x(n-k) \quad (9)$$

ضرایب از روی مقادیر وزنه‌های شبکه عصبی و ضرایب چندجمله‌ای داده شده توسط معادلات بالا به دست آمده‌اند.

$$a_i = \sum_{j=1}^M w_{ji} a_{1j} v_{ij} y(n-i) \quad (10)$$

$$b_i = \sum_{j=1}^M w_{ji} a_{1j} v_{ij} x(n-i) \quad (11)$$

در سایر روشهای مدلسازی پارامتری، فرض خطی بودن در نظر گرفته می‌شود؛ در حالی که در مورد سیگنالهای زلزله و یا انفجار، مدل‌های غیرخطی بسیار مناسبتر و دقیقتر هستند. در اینجا ابتدا داده‌های ثبت شده را با مدل غیرخطی آرما تخمین می‌زنیم. به طوری که بتوان ضرایب مدل را به دست آورد. شبکه‌های عصبی برای مسائل

## ۶- نتایج

مسئله تشخیص انفجارهای مصنوعی از زلزله‌های طبیعی یکی از مسائلی است که بخش وسیعی از تحقیقات زلزله-شناسی را به خود اختصاص داده است. با توجه به پیمان منع آزمایشات آستانه‌ای<sup>۵</sup> و محدودیت قدرت آزمایشات زیرزمینی تا ۱۵۰ کیلو تن، برآورد دقیق قدرتهای مؤثر در تغییرات دامنه‌های لرزه‌ای اهمیت بسیار زیادی دارد. دامنه‌های امواج سطحی حاصل از چشمه‌های انفجاری برای یک رویداد مشخص، دارای تغییرات کمتری نسبت به دامنه‌های امواج درونی می‌باشند. از این تغییر مشخصه با استفاده از نسبتهای  $m_L : M_0$  و  $M_s : m_b$  می‌توان طبقه‌بندی و خوشه‌یابی را در مسئله تفکیک لرزه‌ای نشان داد. مسئله تمیز پیشامدهای زلزله از انفجارات با استفاده از اطلاعات لرزه‌ای دور از جمله مسائل مهم روز دنیاست. در این روشها، اثر تضعیف حاصل از مسیر انتشار موج کمینه و تشخیص، با حداقل پردازش صورت می‌گیرد.

در اینجا، روشهای مختلف تعیین ضرایب آرما بر اساس داده‌های شبیه‌سازی شده، بررسی گردیده است. الگوریتم مرتبط با روشهای گزارش شده در مراجع [۷] و [۸] بحث و بررسی و برنامه‌نویسی *MATLAB* این الگوریتم نوشته شده است. در این کار تنها دقت ضرایب آرما در نظر گرفته شده ولی زمان انجام هر روش نادیده گرفته شده است. نتایج به دست آمده نشان می‌دهند که روش شبکه عصبی مصنوعی به طور مؤثر و دقیق، ضرایب آرما را محاسبه می‌کند. شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با سایر روشهای موجود، کاربرد بهتری در محاسبه ضرایب آرما از خود نشان می‌دهد که ناشی از طبیعت غیرخطی شبکه عصبی مصنوعی است.

## ۷- مراجع

1. Anderson, D.N. (2009). Sources of error: regional amplitude and teleseismic magnitude discriminants, Monitoring Research Review: Ground-Based Nuclear Explosion Monitoring Technologies.
2. Sayed Dahy, A. and Gaber Hassib, H. (2009). Discriminating nuclear explosions from

با به‌کارگیری حداقل - یک - خروجی، نتایج طبقه‌بندی به صورت درصد طبقه‌بندی صحیح داده‌ها در جداول (۵) و (۶) آمده است. در نتایج جداول فوق هفده داده از هر دسته برای آموزش و هفت داده برای آزمایش استفاده شده است.

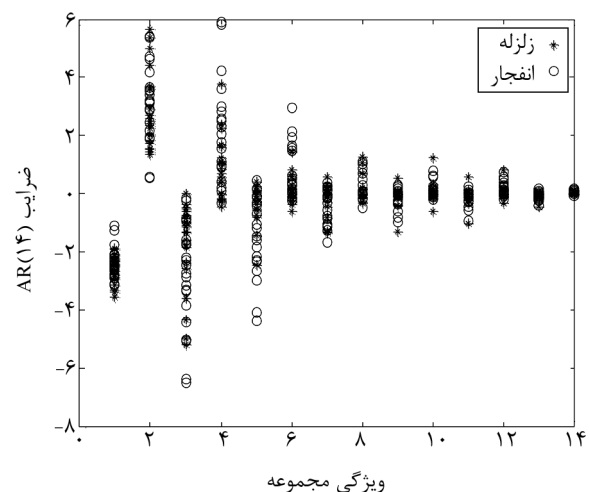
جدول (۵): نتایج تفکیک داده‌ها بر اساس استراتژی حداقل - یک - خروجی.

درصد طبقه‌بندی صحیح	داده‌های انفجار (درصد)	داده‌های زلزله (درصد)
	۸۶/۳۶	۹۵/۶۵

جدول (۶): نتایج تفکیک داده‌ها (بخشی از داده‌ها به عنوان آموزش و بخشی به عنوان آزمایش در نظر گرفته شده‌اند).

درصد طبقه‌بندی صحیح	داده‌های انفجار (درصد)	داده‌های زلزله (درصد)
	۸۳/۳۴	۱۰۰

همان‌طور که مشاهده می‌شود، نتایج با به‌کارگیری حداقل - یک - خروجی بهبود می‌یابد. طبقه‌بندی سیگنالهای لرزه‌ای با استفاده از شبکه عصبی و نتایج شبیه‌سازیهای موجود نشان‌دهنده آن است که شبکه‌های عصبی، ضرایب آرما را به صورت تفکیک‌کننده بهتری در محاسبه نشان می‌دهد. از نقاط قوت شبکه‌های عصبی، تحقق سخت‌افزاری آنها در حل مسئله تفکیک-کننده‌ها است، شکل (۲).



شکل (۲): ویژگیهای تفکیک‌کننده (ضرایب ARMA)، برای داده‌های انفجار و زلزله.

- 90, 3009-3020.
8. Allamehzadeh, M. (2011). Discrimination analysis of earthquakes and man-made events using ARMA coefficients determination by artificial neural networks, *Natural Resources Research*, **20**(4), 367-375.
  9. Allamehzadeh, M. and Nassery, P. (1999). Application of quadratic neural networks to seismic signal classification, *Physics of the Earth and Planetary Interiors*, **113**, 103-110.
  3. Kelly, E.J. (1966). Complexity measurements, Semiannual Technical Summary, Lincoln, Laboratory, M.I.T.
  4. Borman, P. (1972). Identification of teleseismic events in the records of Moxa station, Gerlands Beitr, Geophysik, Leibzig, **81**, 105-116.
  5. Evernden, J.F. (1975). Further studies on seismic discrimination, *Bull. Seism. Soc. Am.*, **65**, 359-391.
  6. Blandford, R.R. (1982). Seismic event discrimination, *Bull. Seism. Soc. Am.*, **72**, 69-87.
  7. Stevens, J.L. and Day, S.M. (1985). The physical basis of the mb: Ms and variable frequency magnitude methods for earthquake/explosion discrimination, *Journal of Geophysics Research*,

### ۸- پانویس

- ۱- Auto Recursive Moving Average (ARMA)
- ۲- Probability Neural Network
- ۳- Linear Time Invariant
- ۴- Leave-One-Out
- ۵- Threshold Test Ban Treaty