

(Research Article)

**Classification of vessels based on their length using emitted sound by artificial neural network and hybrid particle swarm algorithm**

**A.A. Abniki<sup>1</sup>, H. Sayyaadi<sup>\*2</sup>, M.S. Seif<sup>2</sup>**

1. Faculty of Mechanical Engineering, Sharif University of Technology

2. Scientific Center of Hydrodynamics and Dynamics of Marine Vehicles, Faculty of Mechanical Engineering, Sharif University of Technology

Received: 2022/12/20, Accepted: 2023/11/25

**Abstract**

Sonar systems are of special importance in many ways, including military applications, shipping, fishing, etc. Therefore, the classification of sonar data is always of interest to experts in this field. In this article, two data preparation methods were used. In the first method, all the features extracted from the data and in the proposed method were averaged out of the time period used to extract the feature in the form of ten period. Different structures of artificial neural network and hybrid neural network were compared with particle swarm algorithm (PSO) to achieve the highest performance in classifying sounds emitted by floats based on float length. The results showed that in the case of using raw extracted features in the use of artificial neural network, the 2-2-2 structure in the hidden layer had the highest performance for training and testing conditions equal to 90.61 and 90% respectively. By using the hybrid neural network, the classification accuracy increased and reached 94.44% in the test conditions. In using the proposed method to prepare the extracted data, the simple structure of one layer with 6 neurons in the hidden layer provided the highest performance in the classification of the extracted features by 100% for training and testing.

**Keywords:** Sonar, Classification of vessels, Neural network, Particle swarm algorithm.

pp. 35-48 (In Persian)

---

\* Corresponding author E-mail: sayyaadi@sharif.edu

## دسته‌بندی شناورها براساس طول آن‌ها با استفاده از صدای منتشره به کمک شبکه عصبی مصنوعی و هیبرید الگوریتم ازدحام ذرات

علی اصغر آبنیکی<sup>۱</sup>، حسن صیادی<sup>۲\*</sup>، محمدسعید سیف<sup>۲</sup>

۱. دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه صنعتی شریف

۲. قطب علمی هیدرودینامیک و دینامیک متحرک‌های دریایی، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه صنعتی شریف

دریافت: ۱۴۰۱/۰۹/۲۹، پذیرش: ۱۴۰۱/۱۱/۰۵

### چکیده

سامانه‌های سونار از جهات مختلفی از جمله کاربردهای نظامی، کشتیرانی، ماهی‌گیری و غیره دارای اهمیت ویژه هستند. از این رو طبقه‌بندی داده‌های سونار همواره مورد توجه متخصصان این حوزه می‌باشد. در این مقاله از دو روش آماده‌سازی داده استفاده شد. در روش اول از کل ویژگی‌های استخراج‌شده از داده‌ها و در روش پیشنهادی از بازه زمانی مورد استفاده برای استخراج ویژگی به صورت ده‌تایی میانگین‌گیری شد. ساختارهای مختلف شبکه عصبی مصنوعی و تلفیق شبکه عصبی با الگوریتم ازدحام ذرات (پی‌اس‌او) برای دستیابی به بالاترین عملکرد در دسته‌بندی امواج صوتی منتشره شناورها براساس طول شناور مورد مقایسه قرار گرفتند. نتایج نشان دادند در حالت استفاده از ویژگی‌های استخراج‌شده به صورت خام در استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، ساختار ۲-۲-۲ در لایه پنهان دارای بالاترین عملکرد برای شرایط آموزش و آزمون برابر با ۹۸٫۶۱ و ۹۰ درصد بود. با استفاده از شبکه عصبی تلفیقی دقت طبقه‌بندی افزایش یافته و در شرایط آزمون به میزان ۹۴٫۴۴ درصد رسید. در استفاده از روش پیشنهادی برای آماده‌سازی داده‌های استخراج‌شده، ساختار ساده یک‌لایه با شش نرون در لایه پنهان بالاترین میزان عملکرد در طبقه‌بندی ویژگی‌های استخراج‌شده به میزان ۱۰۰ درصد برای آموزش و آزمون را ارائه داد.

**کلیدواژه‌ها:** سونار، دسته‌بندی شناور، شبکه عصبی، الگوریتم ازدحام ذرات.

### ۱. مقدمه

خاصی هستند. انتشار امواج صوتی در زیر دریا با تلفات گوناگونی همراه است. جهت دریافت امواج ساطع‌شده از هدف، از حسگرهایی به نام هیدروفون استفاده می‌شود. بایستی بتوان از امواج صوتی دریافت‌شده که بیش‌تر شبیه به یک نوفه هستند، اطلاعات لازم را استخراج نمود و این اطلاعات را برای طبقه‌بندی و تشخیص اهداف زیرآبی استفاده کرد. معمولاً اطلاعات استخراج‌شده نیازمند پردازش بیش‌تری هستند و روش‌های زیادی از جمله الگوریتم ژنتیک، تجزیه و تحلیل مؤلفه مستقل و غیره برای بهینه کردن این ویژگی‌ها استفاده می‌شوند. در انتها الگوریتم‌های طبقه‌بندی قدرتمندی از جمله روش الگوی مخلوط گوسی، کی-آمین همسایه نزدیک<sup>۱</sup>

در محیط زیرآب، تشخیص و طبقه‌بندی اهداف از اهمیت خاصی برخوردار است. با توجه به پیچیدگی محیط اقیانوس و خصوصیات منحصر به فرد مجرای امواج صوتی، پیدا کردن روشی برای استخراج ویژگی و طبقه‌بندی هدف با کم‌ترین خطا، موضوعی است که محققان از گذشته تا به امروز در حال مطالعه و آزمایش هستند. امواج صوتی در محیط دریا و اقیانوس با شرایط خاصی منتشر می‌شوند و عواملی مانند دمای آب، شوری و غلظت آب و هم‌چنین مدارهای مختلف جغرافیایی عواملی هستند که روی سرعت و نحوه انتشار امواج صوتی در زیرآب مؤثر هستند. امواج صوتی در مجراهای مختلف زیرآبی دارای ویژگی‌های

<sup>۱</sup> K-nearest neighbors

\* نویسنده پاسخگو: sayyaadi@sharif.edu

الگوریتم‌های فازی، شبکه‌های عصبی، ماشین بردار پشتیبان و غیره جهت تشخیص نوع هدف به کار گرفته می‌شوند.

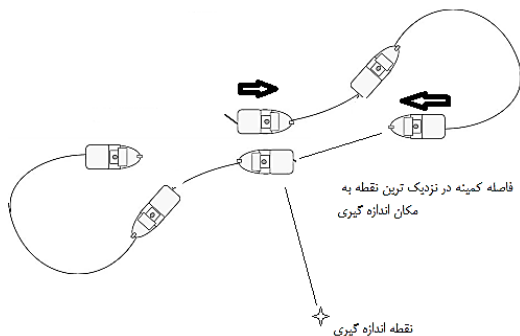
کلاس‌بندی علامت‌های صوتی زیرآبی به دلیل تغییرات بسیار در مشخصه‌های زمانی و طیفی آن‌ها به‌عنوان یک مسئله پیچیده و دشوار در نظر گرفته می‌شود. طیف علامت‌های انتشاری از یک منبع زیرآبی ترکیبی از دو نوع طیف، باریک باند با طیفی ناپیوسته که متشکل از مؤلفه‌های خطی در بسامدهای گسسته و طیف پهن باند با طیفی پیوسته است. متأسفانه مشخصه صوتی در مسیر انتشار با توجه به نوفه محیط موجود در دریا و تداخل امواج تغییر می‌یابد. در نتیجه فرآیند تشخیص و کلاس‌بندی شناور را از طریق امواج صوتی انتشاری آن دشوار می‌سازد. برای این منظور، روش‌های سنتی توانایی اپراتورها را برای شناسایی و طبقه‌بندی اهداف زیرآبی به کار می‌گیرند. برخلاف روش‌های قدیمی، روش‌های امروزی (روش‌های خودکار) فرآیند تصمیم‌گیری را سرعت می‌بخشند و به کمک اپراتور می‌آیند. در گذشته، تلاش‌های قابل توجهی به‌منظور طبقه‌بندی و شناسایی کشتی‌ها یا اهداف زیرآبی بر مبنای تجزیه و تحلیل طیفی شکل گرفته بود.

در مقاله [۱] به بررسی روش جدید برای شناسایی و طبقه‌بندی شناورها با استفاده از امواج صوتی انتشاری زیرآبی پرداختند. آن‌ها در مطالعه خود از الگوریتمی شامل سه مرحله اصلی برای استخراج مشخصه صوتی شناورها استفاده کردند. داده‌های حاصل با استفاده از یک طبقه‌بندی عصبی طبقه‌بندی شد که نتایج نشان دادند الگوریتم پیشنهادی کارایی مناسبی برای طبقه‌بندی علامت‌های زیرآبی دارد. در منبع [۲] روی رهیافتی فازی برای قطعه‌بندی و طبقه‌بندی خودکار تصاویر امواج صوتی زیرآب با استفاده از تبدیل کانتورلت مطالعه کردند، آن‌ها الگوریتم پیشنهادی خود را با نتایج سایر روش‌ها بر پایه تبدیل موجک مقایسه کردند. نتایج نشان دادند روش پیشنهادی در این تحقیق دارای دقت و سرعت بالاتری نسبت به روش‌های مقایسه شده است. در تحقیق [۳] اقدام به شناسایی و طبقه‌بندی بلادرنگ علامت‌های امواج صوتی زیرآبی به کمک شبکه‌های عصبی ترکیبی و

درخت‌های تصمیم‌گیری کردند. نتایج نشان دادند روش مورد استفاده در تحقیق آن‌ها دارای ۲۰ درصد کارایی بهتر نسبت به سایر روش‌ها است. در مقاله [۴] یک سامانه دسته‌بندی اهداف دریایی با استفاده از امواج صوتی منتشرشده از آن‌ها را ارائه دادند. آن‌ها در روش خود از روی کرد هیلبرت هوانگ برای استخراج ویژگی و از روش ماشین بردار پشتیبان برای دسته‌بندی استفاده کردند. نتایج آن‌ها نشان داد عملکرد روش پیشنهادی آن‌ها در مقایسه با روش‌های مبتنی بر تبدیل موجک بهتر است. در منبع [۵] روی دسته‌بندی دادگان سونار با استفاده از الگوریتم بهینه‌ساز گرگ خاکستری مطالعه کردند. آن‌ها نتایج حاصل را با نتایج الگوریتم پی‌اس‌او مقایسه کردند و نتایج نشان دادند دسته‌بندی‌کننده طراحی شده با الگوریتم گرگ خاکستری دارای دقت ۹۶٫۶۷ درصد و بیش‌تر از دسته‌بندی طراحی شده با الگوریتم پی‌اس‌او با دقت ۹۲٫۳۳ درصد است. در مقاله‌ای دیگر با توجه به مشکلاتی که برای طبقه‌بندی مدولاسیون خودکار علامت‌های ارتباطی زیرآبی مطرح کرده، اقدام به استفاده از روشی مبتنی بر شبکه‌های عصبی ترکیبی برای حل آن‌ها کرده است. نتایج آزمایش‌های شبیه‌سازی آن‌ها نشان دادند که روش پیشنهادی آن‌ها در برابر مجراهای صوتی زیرآبی و نوفه‌های محیطی مناسب است [۶]. در مقاله [۷] از روش یادگیری عمیق برای طبقه‌بندی مدولاسیون علامت‌های زیرآبی استفاده کردند. آن‌ها برای این کار یک الگوی شبکه عصبی یادگیری عمیق جدید با ترکیب شبکه عصبی کانولوشن و شبکه‌ی حافظه‌دار بلند را پیشنهاد کردند. نتایج بررسی‌های آن‌ها نشان داد الگوی پیشنهادی دارای دقت تشخیص بالا و مقدار علامت  $\text{SNR}^1$  کم‌تر و دارای ثبات عملکردی تحت شرایط نوفه ضربه‌ای آلفا در مقایسه با سایر روش‌ها است. در یک مطالعه طبقه‌بندی نوع کشتی با داده‌های خام هیدروفون با استفاده از شبکه‌های عصبی ترکیبی بررسی شد. در این تحقیق فرآیند تجزیه و تحلیل شامل سه مرحله صافی کردن (فیلتر کردن) علامت دریافتی، تبدیل علامت‌های تجزیه‌شده به حوزه بسامد و طبقه‌بندی بود. آزمایش‌ها روی پنج نوع کشتی نشان

<sup>1</sup> SNR

و طناب، سامانه هیدروفون بسته شد و هیدروفون استاندارد ۸۱۰۴ شرکت بی‌اندکی<sup>۲</sup> با پاسخ بسامدی تخت (با ریپل کم‌تر از ۲ دسی‌بل) در بازه ۱ تا ۱۰۰ کیلوهرتز مورد استفاده قرار گرفت و نمونه‌برداری در بسامد ۲۴۰ کیلوهرتز انجام گرفت. همه داده‌های امواج صوتی توسط هیدروفون کالیبره‌شده تحت استاندارد ثبت شدند و همه اندازه‌گیری‌ها از یک سمت سامانه داده‌برداری در مانوری موسوم به منحنی ویلیامسون انجام گرفت (شکل ۲).



شکل ۲ نحوه مانور شناورها براساس منحنی ویلیامسون [۱۱].

هیدروفون در کف دریا قرار داده شد، عبور هر شناور با سرعت و شرایط اپراتوری ثابت و در مسیری مشخص انجام گرفت. بر طبق اصول استاندارد اندازه‌گیری، در زمان آزمون تمام شرایط عملیاتی باید ثابت باشند. داده‌ها به‌صورت دسی‌بل نسبت به فشار منبع (یک میکروپاسکال) بیان می‌شوند. برای محاسبه سطح نوفه شناور ابتدا با استفاده از حساسیت هیدروفون استاندارد ۸۱۰۴ شرکت بی‌اندکی با پاسخ بسامدی تخت (کم‌تر از ۲ دسی‌بل) در بازه ۱ تا ۱۰۰ کیلوهرتز با استفاده از رابطه (۱) فشار میانگین مجذور مربعات محاسبه شد.

$$M = \frac{V_{rms}}{P_{rms}} \quad (1)$$

$M$ ، حساسیت حسگر بر حسب ولت بر میکروپاسکال،  $V_{rms}$  ولتاژ آرام‌اس، ولتاژ خروجی هیدروفون و  $P_{rms}$  فشار ورودی به هیدروفون می‌باشند.

زمان داده‌برداری ۵ دقیقه در نظر گرفته شد. اندازه‌گیری‌ها در قسمت غرب خلیج فارس و در شمال غربی جزیره خارک (منطقه دریایی استان بوشهر) انجام گرفت. مکان و

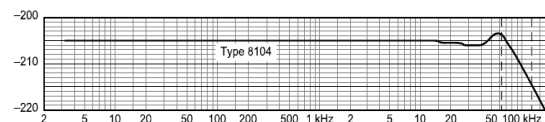
دادند روی‌کرد پیشنهادی دارای دقت طبقه‌بندی ۷۹/۲ درصد است که در مقایسه با روش‌های معمولی ۶ درصد بهبود یافته است [۸]. در مطالعه‌ای دیگر تشخیص اهداف صوتی زیرآبی به کمک شبکه عصبی کانولوشنال بررسی شد. در این مطالعه با تأکید بر پیچیدگی استخراج و شناسایی ویژگی‌های اهداف زیرآبی از یک الگو شبکه عصبی مصنوعی برای شناسایی اهداف زیرآبی استفاده شد. نتایج نشان دادند ویژگی‌های استخراج‌شده دارای شاخصه‌های مناسب در تجمع درون طبقاتی و جداسازی بین طبقاتی هستند و در نهایت الگوی پیشنهادی با الگوی سنتی مقایسه گردید که نتایج بهبود قابل توجه در دقت را به‌اندازه‌ی ۶/۸ درصد نشان داد [۹].

با توجه به مسائل مطرح شده پیرامون ضرورت توانایی در شناسایی انواع شناورها به کمک امواج صوتی منتشره از آن‌ها و با توجه به لزوم دقت بالا و زمان پردازش پایین در تشخیص نوع شناور، در تحقیق حاضر از داده‌برداری تجربی و ویژگی‌های استخراج‌شده از امواج صوتی ضبط‌شده به کمک نرم‌افزار متلب و الگوریتم‌های نگارش‌شده از شبکه‌های عصبی ام‌ال‌پی با ساختارهای مختلف و شبکه تلفیقی عصبی مصنوعی و الگوریتم ازدحام ذرات پی‌اس‌او<sup>۱</sup> تلاش شده تا بالاترین عملکرد در دقت و سرعت شناسایی شناورها براساس طول آن‌ها حاصل شود.

## ۲. مواد و روش‌ها

### ۲-۱. داده‌برداری

در این قسمت از تحقیق روش اندازه‌گیری نوفه ارسالی نه فرزند از شناورهای تجاری دارای طول بدنه، آبخور و سرعت متفاوت بیان می‌گردد. جهت اندازه‌گیری از هیدروفون استاندارد ۸۱۰۴ استفاده شده است (شکل ۱).



شکل ۱ مشخصات هیدروفون استاندارد بی‌اندکی ۸۱۰۴ [۱۰].

کالیبراسیون هیدروفون مطابق با استاندارد آی‌ای‌سی ۶۰۶۶۵ انجام گرفت. در این اندازه‌گیری با استفاده از کابل

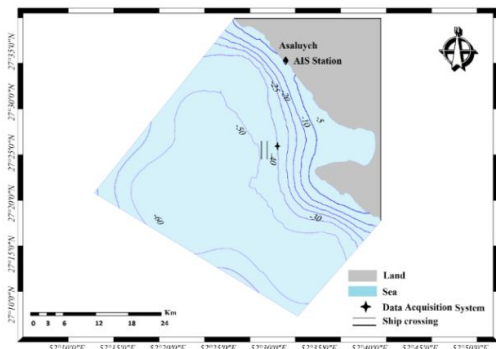
<sup>۲</sup> B&K

<sup>۱</sup> PSO

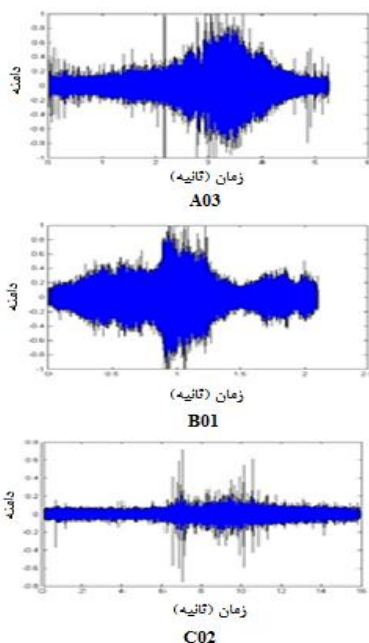
جدول ۱ داده‌های مورد استفاده در تحقیق حاضر.

کلاس شناور	کد شناور	طول (متر)	متوسط سرعت (گره دریایی)	بیشینه سرعت (گره دریایی)	آبخور شناور (متر)	وزن (تن)
A	A۰۱	۲۷	۹٫۷	۱۰٫۶	۲٫۵	۱۷۰
	A۰۲	۱۷	۵٫۹	۶٫۸	۳٫۸	۱۳۰
	A۰۳	۴۸٫۸	۵٫۷	۷٫۲	۴٫۹	۱۴۷
B	B۰۱	۶۹٫۷	۹٫۱	۱۰٫۸	۵٫۹	۱۲۸۲
	B۰۲	۹۹٫۷	۸٫۵	۱۲٫۴	۶٫۵	۵۹۵۴
	B۰۳	۸۶	۶٫۷	۱۲٫۶	۷٫۱	۵۱۲۶
C	C۰۱	۱۸۳	۷٫۲	۸٫۲	۲	۹۶۲۷
	C۰۲	۱۲۵٫۵	۱۳	۱۹	۵٫۷	۱۱۵۹۱
	C۰۳	۱۲۰٫۵۵	۹	۱۰٫۷	۴٫۶	۶۵۱۸

روش‌های متنوعی وجود دارند که هرکدام از آن‌ها را می‌توان در مقالات پردازشی مشاهده نمود. با بررسی پیشینه تحقیقات در این حوزه، می‌توان گفت تمامی روش‌های پردازش علامت امواج صوتی دریافتی از شناورها در سال‌های اخیر به سمت تحلیل در حوزه زمان بسامد پیش رفته‌اند. علت این روی‌کرد را می‌توان در ماهیت غیرخطی و غیرایستنا بودن علامت جستجو نمود.



شکل ۳ نقشه موقعیت قرارگیری سامانه داده‌برداری، مسیر عبور کشتی‌ها و ایستگاه آی‌آی‌اس.



شکل ۱ نمونه‌هایی از علامت‌های دریافتی از شناورهای هر دسته.

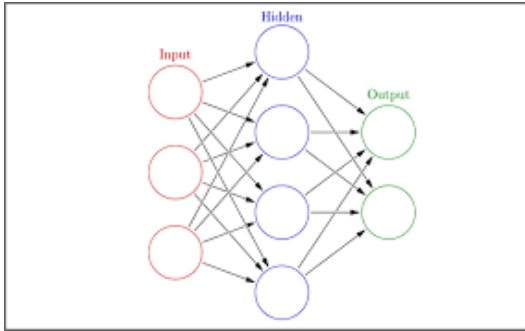
شکل ۵، نمودار کلی سامانه شناسایی اهداف دریایی را مبتنی بر تبدیل هیلبرت هوانگ نشان می‌دهد که در ابتدا

نقطه قرارگیری کپسول داده‌برداری در شکل ۳ نمایش داده شده است.

داده‌برداری از نه شناور که در سه دسته براساس طول دسته‌بندی شده‌اند انجام گرفت. دسته اول شامل شناورهایی با طول کم‌تر از ۵۰ متر، دسته دوم شامل شناورهایی با طول بین ۵۰ تا ۱۰۰ متر و دسته سوم شامل شناورهایی با طول بیش از ۱۰۰ متر بودند. در هر دسته، از سه شناور با توجه به مشخصات آن دسته استفاده گردید. داده‌های استفاده‌شده در این مطالعه در جدول ۱ نشان داده شده‌اند. نمونه‌ای از علامت‌های هر یک از کلاس‌های تعریف‌شده در شکل ۴ ارائه شده‌اند.

## ۲-۲. استخراج ویژگی

با گذشت زمان، توجه به روش‌های متکی بر تبدیل‌های زمان بسامد افزایش یافته است. در حوزه زمان و بسامد



شکل ۶ ارتباط بین لایه‌ها در شبکه‌های عصبی مصنوعی.

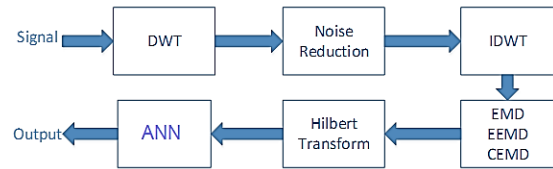
#### ۲-۴. طبقه‌بندی به کمک الگوریتم ازدحام ذرات

روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات یک روش سراسری کمینه‌سازی است که با استفاده از آن می‌توان با مسائلی که جواب آن‌ها یک نقطه یا سطح در فضایان بعدی می‌باشد، برخورد نمود. الگوریتم ازدحام ذرات یک الگوریتم جستجوی اجتماعی است که از روی رفتار اجتماعی دسته‌های پرندگان الگوگیری شده است. در ابتدا این الگوریتم به منظور کشف الگوهای حاکم بر پرواز هم‌زمان پرندگان و تغییر ناگهانی مسیر آن‌ها و تغییر شکل بهینه به کار گرفته شده بود. در ابتدا یک دسته از اجزاء که هر کدام یک پاسخ برای مسئله می‌باشند به صورت تصادفی تولید می‌شوند و در ادامه با حرکت دسته‌ای از اجزاء در جهت یافتن بهترین پاسخ فضای امکان‌پذیر، جستجو می‌شود. تغییر موقعیت اجزاء برای رسیدن به موقعیت بهتر، با توجه به دو عامل صورت می‌گیرد. این عوامل عبارت‌اند از بهترین جزء جمعیت در طول فرایند جستجو. سرانجام همه اجزاء پس از جستجوی کامل در نقطه‌ی بهینه همگرا می‌شوند.

فرض کنید فضای جستجوی مسئله دی- بعدی باشد. موقعیت  $i$ -امین جزء از جمعیت را می‌توان با بردار دی- بعدی نشان داد و تغییر مکان آن را می‌توان با بردار دی- بعدی نشان داد. بهترین موقعیت ملاقات‌شده توسط  $i$ -امین جزء را با بردار دی- بعدی نشان می‌دهند. میزان جابجایی این جزء و موقعیت جدید آن در مرحله  $n+1$  به ترتیب از روابط ۲ و ۳ محاسبه می‌گردند.

(۲) 
$$V_{id}^{n+1} = x [wV_{id}^n + C_1 \text{rand}_1^n (P_{id}^n - X_{id}^n) + C_2 \text{rand}_2^n (g_{id}^n - X_{id}^n)]$$
 مشخصه  $g$  برای بهترین جزء در جمعیت در نظر گرفته می‌شود.

از علامت ورودی تبدیل موجک گرفته می‌شود، سپس با اعمال آستانه و عکس تبدیل موجک نوفه علامت کاهش داده می‌شود. از تبدیل‌های هیلبرت‌هوانگ برای استخراج ویژگی استفاده می‌شود و سپس شبکه عصبی مصنوعی به عنوان دسته‌بند در نظر گرفته می‌شود.



شکل ۵ نمودار کلی سامانه شناسایی اهداف دریایی.

در تحقیق حاضر از روش هیلبرت هوانگ و تابع ام‌اف‌سی‌سی برای استخراج ویژگی‌های امواج صوتی دریافت‌شده، استفاده شده است.

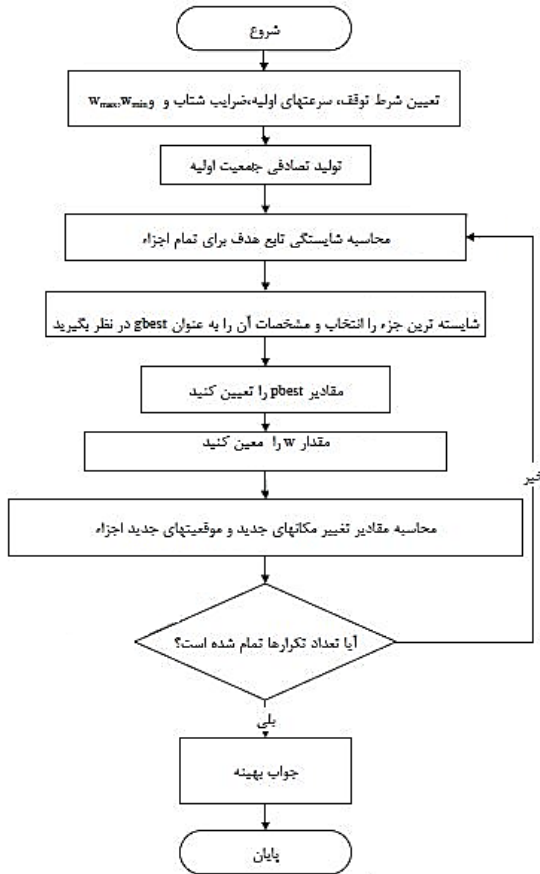
#### ۲-۳. طبقه‌بندی به کمک شبکه عصبی مصنوعی

در این مطالعه از جعبه‌ابزار شبکه عصبی مصنوعی نرم‌افزار متلب برای طبقه‌بندی ویژگی‌های استخراج‌شده از شناورها استفاده شد. وظیفه اصلی شبکه عصبی مصنوعی یادگیری ساختار مجموعه داده‌های الگو است. برای دستیابی به این امر، شبکه با نمونه‌هایی از نتایج مرتبط آموزش داده می‌شود تا قابلیت تعمیم یابد. شبکه‌های عصبی مصنوعی چندلایه رایج‌ترین الگوهای شبکه عصبی مصنوعی به‌شمار می‌روند.

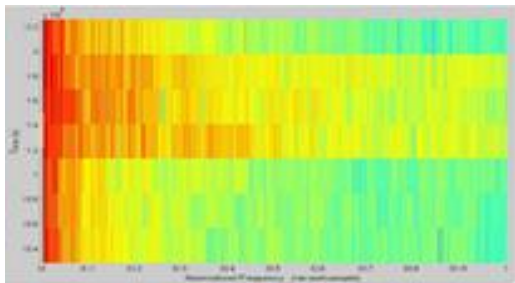
در مطالعه حاضر، از الگوی شبکه عصبی پرسپترون یک، دو و سه لایه، رو به جلو با تابع فعال‌سازی تانژانت سیگموئیدی و با الگوریتم یادگیری لونیبرگ مارکوئت، استفاده شده است. تعداد مختلف نرون‌ها در لایه‌های پنهان میانی به روش آزمون و خطا آزمایش گردیدند و هر ساختار در سه تکرار اجرا شد و بهترین دقت طبقه‌بندی یادداشت و خروجی اجرا ذخیره شد.

شکل ۶ ارتباط بین لایه‌ها در شبکه‌های عصبی مصنوعی نشان می‌دهد.

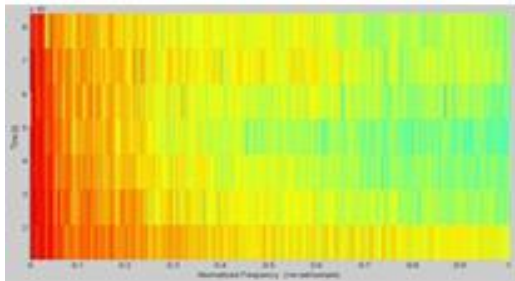
برای قضاوت بین ساختارهای مختلف به کار گرفته‌شده از شبه‌سنج‌های دقت طبقه‌بندی آموزش و آزمون، و میانگین مربعات خطا آموزش و آزمون استفاده شد.



شکل ۲ روندنما (فلوچارت) الگوریتم پی‌اس‌او.



(الف)



(ب)

شکل ۸ نمونه‌ای از نمودار اسپکتوگرام، (الف) قبل و (ب) بعد از اجرای الگوریتم تعیین زمان شروع امواج صوتی اصلی.

که در این روابط  $N=1,2,\dots,D$ ،  $d=2,1,\dots,N$  اندازه جمعیت،  $w$  اینرسی وزنی،  $\chi$  عامل انقباض، و  $C_1$  و  $C_2$  دو ضریب ثابت و مثبت می‌باشند که به ترتیب شاخص‌های شناختی و اجتماعی هستند.  $rand_1$  و  $rand_2$  اعداد تصادفی در محدوده (۰ و ۱) با توزیع یکنواخت و  $n=2,1,\dots$  مشخص‌کننده تکرارها است. تابع اینرسی وزنی ( $w$ ) بین کشف نقاط بهینه سراسری و محلی تعادلی را ایجاد می‌کند و تعیین مقدار مناسب آن تعداد تکرارها را کاهش می‌دهد که در تکرار از رابطه (۴) به دست می‌آید. عامل انقباض ( $\chi$ ) نقش کنترل بزرگی تغییر مکان‌ها را دارد. معمولاً مقدار عامل انقباض برابر ۱ در نظر گرفته می‌شود. مقدار مناسب شبه‌سنج‌های  $C_1$  و  $C_2$  باعث افزایش سرعت همگرایی و بهبود جواب بهینه موضعی می‌شوند.

$$W = \frac{W_{\max} - [(W_{\max} - W_{\min}) \times \text{iter}]}{\max \text{iter}} \quad (4)$$

که در آن  $W_{\max}$  میزان اولیه اینرسی وزنی،  $W_{\min}$  میزان نهایی اینرسی وزنی،  $\max \text{iter}$  بیشینه تعداد تکرار و  $\text{iter}$  تعداد تکرار کنونی هستند.

شکل ۷ روندنمای (فلوچارت) الگوریتم ازدحام ذرات را نشان می‌دهد. مطابق روندنمای ارائه شده در شکل ۷ پس از تولید جمعیت اولیه، اجزاء به عنوان ورودی در الگوریتم ازدحام ذرات وارد می‌شوند و پس از برقرار شدن شرط توقف، جواب بهینه به دست می‌آید.

از ساختار ساده‌ای با یک لایه پنهان شبکه عصبی مصنوعی برای هیبرید الگوریتم ازدحام ذرات استفاده شد و تعداد نرون در لایه پنهان با روش آزمون و خطا با در نظر گرفتن دو شبه‌سنج دقت و سرعت طبقه‌بندی انتخاب گردید و مشابه روش قبل از شبه‌سنج‌های دقت طبقه‌بندی آموزش و آزمون و میانگین مربعات خطا<sup>۱</sup> آموزش و آزمون برای مقایسه استفاده گردید.

### ۳. نتایج

#### ۳-۱. تعیین زمان شروع امواج صوتی اصلی شناور

همان‌طور که در شکل ۴ مشاهده می‌شود در طول زمان نمونه‌برداری صوتی از شناور قسمتی از ابتدا و انتهای امواج

<sup>۱</sup> Mean squared error



شبه‌سنج‌های موردنظر برای استفاده در دسته‌بندی‌های شبکه‌های عصبی و هیبریدی از هشت نمودار انرژی نشان داده شده در بازه زمانی یک ثانیه‌ای با مقدار هم‌پوشانی ۰/۱ استخراج شدند. از هر علامت در بازه ۱ ثانیه‌ای امواج صوتی اصلی تعداد ۱۱۹ شبه‌سنج از هر یک از نمودارهای انرژی آن استخراج شد.

### ۳-۳. طبقه‌بندی با شبکه عصبی مصنوعی

جدول ۲ دقت آموزش و آزمون، میانگین مربعات خطا آموزش و آزمون و زمان اجرای ساختارهای مختلف شبکه عصبی مصنوعی برای طبقه‌بندی نه فروند شناور در سه دسته براساس طول شناور از روی امواج صوتی منتشر شده از آن‌ها را نشان می‌دهد.

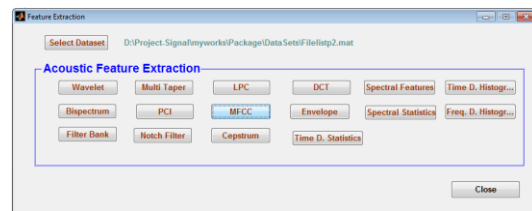
جدول ۲ دقت آموزش و آزمون، میانگین مربعات خطا آموزش و آزمون و زمان اجرای ساختارهای مختلف شبکه عصبی مصنوعی برای طبقه‌بندی.

ساختار	دقت آموزش (درصد)	دقت آزمون (درصد)	میانگین مربعات خطا آموزش	میانگین مربعات خطا آزمون	زمان پردازش (ثانیه)
۲	۹۰/۷	۷۵	۰/۰۵۶	۰/۱۴۷	۲/۴
۴	۹۳/۲۷	۸۵	۰/۰۴۲	۰/۰۸۴	۱۲/۹۲
۶	۹۹/۷	۷۱/۶۶	۰/۰۱۹	۰/۲۲۴	۲۳/۵۳
۸	۱۰۰	۵۸/۳۳	۰	۰/۳۹۲	۲/۳
۱۰	۱۰۰	۵۵	۰	۰/۳۱۹	۳/۳
۱۲	۱۰۰	۶۵	۰	۰/۲۵۲	۱۴/۴
۱۴	۱۰۰	۶۳/۳	۰	۰/۲۳۹	۲/۱۸
۲-۲	۹۸/۹۱	۶۱/۶۶	۰/۰۰۷	۰/۲۵۱	۱۹/۲۵
۴-۲	۹۸/۷۱	۴۵	۰/۰۰۸	۰/۳۶۲	۲۱
۶-۲	۹۶/۸۳	۸۱/۶۶	۰/۰۱۹	۰/۱۱۷	۲۲
۸-۲	۹۸/۸۱	۶۰	۰/۰۰۸	۰/۴۳۵	۲۳/۸
۱۰-۲	۹۸/۹۱	۵۶/۶۶	۰/۰۰۷	۰/۲۹۴	۲۳/۵۸
۲-۴	۸۸/۱۲	۴۱/۶۶	۰/۰۵۸	۰/۲۸۹	۲۲/۰۴
۴-۴	۱۰۰	۴۸/۳۳	۰	۰/۳۳۲	۵/۲۱
۶-۴	۹۹/۹	۶۰	۰	۰/۲۵۴	۴/۰۱
۸-۴	۱۰۰	۸۵	۰	۰/۱۰۳	۲۳/۱۸
۱۰-۴	۱۰۰	۷۱/۶۶	۰	۰/۲۲۴	۳/۴
۲-۶	۱۰۰	۷۸/۳۳	۰	۰/۱۶۶	۳/۸
۴-۶	۱۰۰	۸۰	۰	۰/۱۳۳	۲/۹۱
۶-۶	۱۰۰	۵۵	۰	۰/۲۷۵	۲/۵۴

صوتی دریافت شده به صورت نوفه بوده و خالی از اطلاعات مفید برای استخراج ویژگی و استفاده برای شناسایی است. از این رو به کمک نرم‌افزار متلب و با روش آزمون خطا و مقایسه نمودارهای اسپکتروگرام بازه مناسبی برای تحلیل برای تمامی شناورها تعیین گردید. طول این بازه زمانی برای تمامی شناورها یکسان در نظر گرفته شد. شکل ۸ نمونه‌ای از نمودار اسپکتروگرام قبل و بعد از اجرای الگوریتم تعیین زمان شروع امواج صوتی اصلی را نشان می‌دهد.

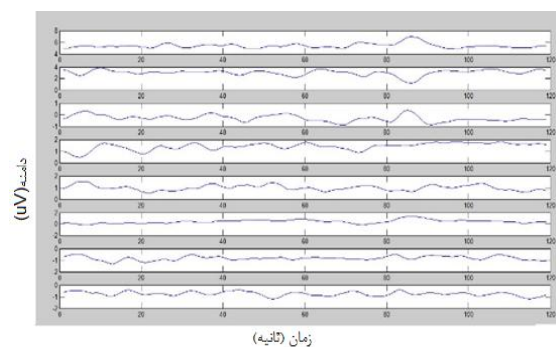
### ۳-۲. استخراج ویژگی

همان‌طور که شکل ۹ مشاهده می‌شود روش‌های مختلفی برای استخراج ویژگی از یک موج صوتی منتشر شده در محیط کاری متلب وجود دارد. در تحقیق حاضر از بین روش‌های موجود برای استخراج ویژگی از روش ایم‌اف‌سی سی استفاده گردید.



شکل ۹ روش‌های استخراج ویژگی در تولبار نرم‌افزار متلب.

برای این کار از هشت بردار ویژگی (نمودار انرژی) استخراج شده از علامت اصلی استفاده گردید. نمونه‌ای از هشت بردار ویژگی استخراج شده یکی از علامت‌های دریافتی در شکل ۱۰ نشان داده شده است.

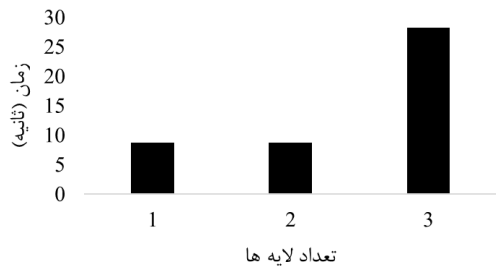


شکل ۱۰ هشت نمودار بردار ویژگی استخراج شده از یکی از علامت‌های دریافتی به صورت ردیفی.



می‌دهد. از این‌رو ساختارهایی که در آن دقت شرایط آموزش بالاتر از شرایط آزمون باشد، مدنظر قرار می‌گیرند. با در نظر گرفتن پدیده سرریز، نتایج حاصل نشان می‌دهند شبکه‌های عصبی مصنوعی با ساختارهای ۲-۶، ۲-۲-۲ و ۴-۲-۲ دارای بیش‌ترین دقت طبقه‌بندی بدون پدیده سرریز هستند. از بین ساختارهای با عملکرد بالا ساختاری مدنظر خواهد بود که زمان پردازش کم‌تری را به خود اختصاص دهد. ساختارهای گفته‌شده به ترتیب دارای زمان پردازش ۲۲، ۲۰/۷ و ۲۲/۳۸ ثانیه هستند. در نتیجه ساختار ۲-۲-۲ دارای بیش‌ترین دقت طبقه‌بندی با مقدار ۹۸/۶۱ درصد برای شرایط آموزش و ۹۰ درصد برای شرایط آزمون و با مقادیر میانگین مربعات خطا برای شرایط آموزش ۰/۰۲۴ و برای شرایط آزمون ۰/۰۶ است.

هم‌چنین با توجه به جدول ۲ مشاهده می‌شود استفاده از ساختارهایی با تعداد نرون‌های زیاد و هم‌چنین با تعداد لایه‌های پنهان بیش‌تر باعث افزایش در زمان پردازش شد که یک عامل منفی برای این ساختارها می‌باشد. از این‌رو از بررسی ساختارهای با چهار لایه و بیش‌تر در لایه پنهان صرف‌نظر گردید. شکل ۱۱ میانگین زمان لازم برای پردازش ساختارهای یک، دو و سه لایه در لایه پنهان را نشان می‌دهد.



شکل ۱۱ میانگین زمان لازم برای پردازش در ساختارهای یک، دو و سه لایه در لایه پنهان شبکه عصبی مصنوعی.

جدول ۳ ماتریس اغتشاش برای ساختار ۲-۲-۲ را نشان می‌دهد. لازم به توضیح است که برای دسته‌بندی دقیق‌تر با توجه به محدودیت در تعداد شناورها از طبقه‌بندی ویژگی‌های هر موج صوتی به جای طبقه‌بندی خود شناور استفاده شده است. از این‌رو با توجه به انتخاب بازه زمانی برای هر موج صوتی، همان‌طور که در بخش قبل نیز اشاره شد از هر هشت نمودار انرژی مربوط به علامت‌های دریافتی، ۱۱۹ ویژگی استخراج گردید و با توجه به تعداد

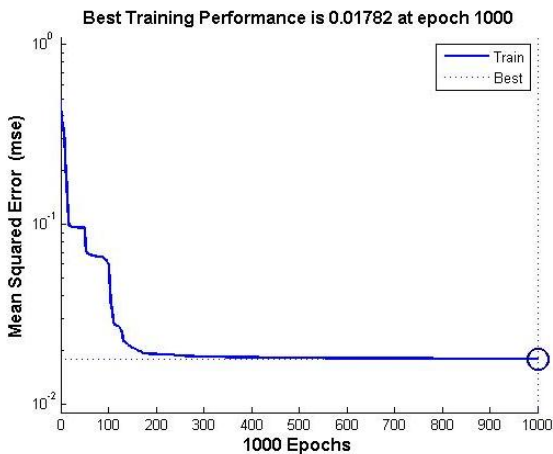
ادامه جدول ۲

۲/۶	۰/۲۶۷	۰	۵۸/۳	۱۰۰	۸-۶
۳/۱۶	۰/۱۷۵	۰	۷۵	۱۰۰	۱۰-۶
۲/۳۷	۰/۱۶	۰	۷۶/۶۶	۱۰۰	۲-۸
۲/۰۶	۰/۲۲۱	۰	۷۳/۳	۱۰۰	۴-۸
۳/۹۵	۰/۲۶۱	۰	۶۸/۳	۱۰۰	۶-۸
۴/۵	۰/۲۲۳	۰	۶۸/۳	۱۰۰	۸-۸
۸/۵۱	۰/۲۷۸	۰	۶۸/۳	۱۰۰	۱۰-۸
۳/۴۷	۰/۳۳۳	۰/۰۵	۳۶/۶۶	۹۰/۲	۲-۱۰
۲/۸۱	۰/۲۴۵	۰	۶۸/۳۳	۱۰۰	۴-۱۰
۲/۳۲	۰/۲۴۶	۰	۶۸/۳۳	۱۰۰	۶-۱۰
۳/۵۶	۰/۱۶۵	۰	۷۵	۱۰۰	۸-۱۰
۲/۶۳	۰/۳	۰	۵۵	۱۰۰	۱۰-۱۰
۲۰/۷	۰/۶	۰/۰۲۴	۹۰	۹۸/۶۱	۲-۲-۲
۲۲/۳۸	۰/۰۹۶	۰/۰۲۳	۸۵	۹۶/۰۴	۴-۲-۲
۸۵/۳۵	۰/۱۷۴	۰/۰۰۶	۷۳/۳۳	۹۹/۰۱	۶-۲-۲
۲۶/۴۳	۰/۱۱۷	۰/۰۱۹	۸۱/۶۶	۹۶/۸۳	۸-۲-۲
۲۷/۴۶	۰/۱۸۳	۰/۰۲۸	۷۳/۳۳	۹۴/۴۶	۱۰-۲-۲
۲۲/۹۱	۰/۰۶۲	۰/۰۹۷	۹۵	۷۵/۴۶	۲-۲-۴
۲۴/۸۳	۰/۲۹۸	۰	۵۵	۹۹/۳	۴-۴-۲
۲۶/۸۹	۰/۳۱۲	۰/۰۰۲	۵۱/۶۶	۹۹/۷	۶-۴-۲
۲۷/۳۴	۰/۲۳۴	۰/۰۱۵	۶۵	۹۷/۵۲	۸-۴-۲
۲۹/۳۱	۰/۲۲۲	۰/۰۰۳	۶۶/۶۶	۹۹/۳	۱۰-۴-۲
۲/۳	۰/۲۷۴	۰	۶۰	۱۰۰	۲-۶-۲
۲۵/۱۹	۰/۳۲۵	۰/۰۰۶	۵۵	۹۸/۹۱	۴-۶-۲
۳۲/۱۹	۰/۳۸۶	۰/۰۰۴	۴۱/۶۶	۹۹/۴	۶-۶-۲
۳۱/۴	۰/۴۱۵	۰/۰۰۴	۴۵	۹۹/۲	۸-۶-۲
۳۴/۱۱	۰/۳۶۷	۰/۰۲	۴۳/۳۳	۶۹/۹	۱۰-۶-۲
۲۵/۶۲	۰/۴۰۹	۰/۰۰۲	۴۱/۶۶	۹۹/۶	۲-۸-۲
۲۸	۰/۴۳۱	۰/۰۰۹	۳۳/۳۳	۹۸/۵۱	۴-۸-۲
۳۲/۲۵	۰/۴۰۱	۰/۰۰۲	۴۰	۹۹/۵	۶-۸-۲
۳۸/۹۱	۰/۲۳۹	۰/۰۱۲	۶۸/۳۳	۹۸/۲۱	۸-۸-۲
۲/۷۶	۰/۲۲۲	۰	۶۶/۶۶	۱۰۰	۱۰-۸-۲
۲۷/۲	۰/۲۹۴	۰/۰۰۳	۵۵	۹۹/۵	۲-۱۰-۲
۲۱/۰۸	۰/۳۹۵	۰/۰۰۳	۴۰	۹۹/۵	۴-۱۰-۲
۱۹/۱۸	۰/۱۹	۰	۶۸/۳	۱۰۰	۶-۱۰-۲
۲۷/۴۳	۰/۳۵۱	۰	۴۶/۶۶	۱۰۰	۸-۱۰-۲
۴۳/۲۹	۰/۳۷۲	۰/۰۰۲	۴۸/۳	۹۹/۶	۱۰-۱۰-۲

با توجه به جدول ۲ مشاهده می‌شود که در تعدادی از ساختارها دقت آزمون شبکه بیش‌تر از دقت آموزش است. این شرایط ناشی از پدیده سرریز است که گاهی در تجزیه‌تحلیل‌های با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی رخ

جدول ۴ دقت طبقه‌بندی شبکه عصبی مصنوعی برای دسته‌های مختلف.

آموزش	آزمون	
۹۷,۶۲	۱۰۰	دسته ۱
۹۹,۴	۹۵	دسته ۲
۹۸,۸۱	۷۵	دسته ۳



شکل ۳ نمودار عملکرد شبکه عصبی مصنوعی ساختار (۲-۲-۲).

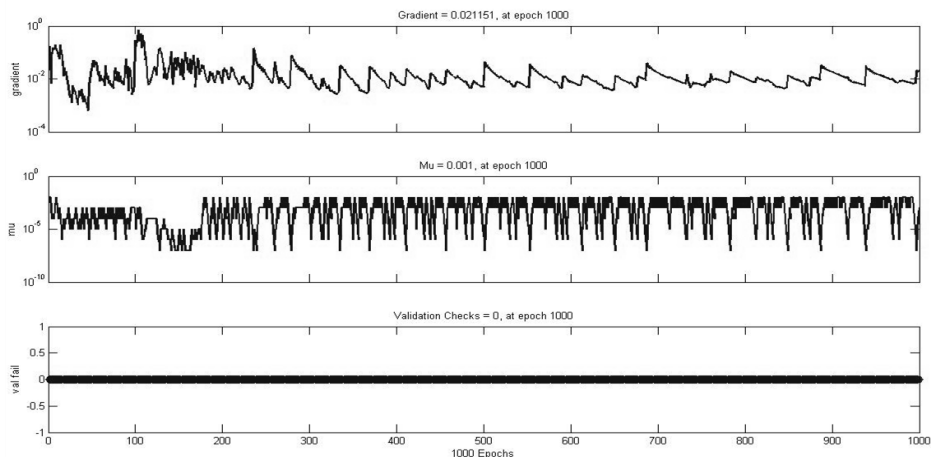
افزایش میزان دقت شبکه در طول چرخه‌های اجرای برنامه است. با رسیدن یکی از شبه‌سنج‌های گرادیان یا ضریب یادگیری به کم‌ترین مقدار تنظیم شده برای آن‌ها برنامه متوقف شده و مقدار میانگین مربعات خطا مشخص می‌گردد. کم‌ترین مقدار میانگین مربعات خطای حاصل شده نشان‌دهنده بهترین مقدار عملکرد الگوریتم می‌باشد.

شناورها که سه شناور در هر دسته هستند در مجموع ۳۵۷ ویژگی برای هر دسته تعیین گردید. از این تعداد به صورت تصادفی ۳۳۷ ویژگی برای شرایط آموزش شبکه عصبی مصنوعی و ۲۰ ویژگی برای شرایط آزمون مورد استفاده قرار گرفتند.

جدول ۳ ماتریس اغتشاش برای شرایط آموزش و آزمون شبکه عصبی مصنوعی با ساختار ۲-۲-۲.

آموزش			
	دسته ۱	دسته ۲	دسته ۳
دسته ۱	۳۲۹	۸	۰
دسته ۲	۰	۳۳۵	۲
دسته ۳	۰	۴	۳۳۳
آزمون			
	دسته ۱	دسته ۲	دسته ۳
دسته ۱	۲۰	۰	۰
دسته ۲	۱	۱۹	۰
دسته ۳	۰	۵	۱۵

جدول ۴ دقت طبقه‌بندی شبکه عصبی مصنوعی با ساختار ۲-۲-۲ را برای دسته‌های مختلف نشان می‌دهد. شکل ۱۲ نمودار دستیابی به بالاترین سطح عملکرد در دوران‌های مختلف را نشان می‌دهد. همان‌طور که در شکل ۱۲ نشان داده شده است مقدار میانگین مربعات خطا از مقدار تقریباً ۱ شروع و پس از طی کردن چرخه کامل، در دور برابر با ۱۰۰ به مقدار ۰/۰۱۷۸۲ رسیده است. روند کاهشی در نمودار میانگین مربعات خطا نشان‌دهنده



شکل ۱۳ مجموعه نمودار حالت شامل نمودارهای تغییرات گرادیان و مقادیر اعتبارسنجی در طول ۱۰۰۰ دوران.

خروجی در مقابل خروجی واقعی اندازه‌گیری شده تحت عنوان هدف با خطوط خط‌چین رسم شده‌اند. نمودار برازش شده روی نمودار رگرسیونی اصلی دارای انحرافی است که مقدار آن تعیین‌کننده صحت عملکرد شبکه تحت عنوان ضریب رگرسیونی می‌باشد. همان‌طور که در شکل ۱۴ مشاهده می‌شود ضریب تبیین خروجی شبکه عصبی مصنوعی ۲-۲-۲ برابر با ۰/۹۵۹۱۱ است.

### ۳-۴. طبقه‌بندی به کمک هیبرید شبکه عصبی با الگوریتم ازدحام ذرات

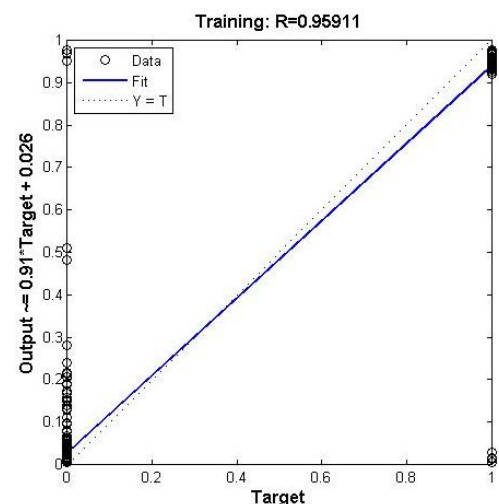
جدول ۵ دقت طبقه‌بندی ویژگی‌های استخراج شده از شناورها را با استفاده از هیبرید شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ازدحام ذرات با ساختار ثابت شبکه عصبی مصنوعی با ۵ نرون در یک لایه پنهان و در اندازه ازدحام‌ها و بیشینه تکرارهای مختلف نشان می‌دهد. همان‌طور که جدول ۵ نشان می‌دهد استفاده از الگوریتم ازدحام ذرات در کنار شبکه عصبی مصنوعی باعث افزایش دقت طبقه‌بندی در بعضی از ساختارها نسبت به زمانی شده است که از شبکه عصبی مصنوعی به تنهایی استفاده شد. شکل ۱۵ نمودار تغییرات دقت طبقه‌بندی را بر حسب تغییر در مقادیر بیشینه تکرار برای اندازه ذرات مختلف نشان می‌دهد. با دقت در نمودار شکل ۱۵ مشاهده می‌شود در مقدار اندازه ازدحام ۲۰۰ با افزایش مقدار بیشینه تکرار دقت طبقه‌بندی کاهش می‌یابد. به نظر می‌رسد این کاهش در دقت طبقه‌بندی می‌تواند ناشی از پیچیدگی در ساختار و پدیده سرریز باشد چنانچه زمان پردازش بالای این ساختار نیز گواهی بر پیچیدگی در آن است.

از سویی در دو مقدار اندازه ازدحام برابر با ۵۰ و ۱۰۰ روند تغییرات با افزایش مقدار بیشینه تکرار روند مشخصی ندارد. در حالی که با افزایش مقدار بیشینه تکرار در اندازه ازدحام برابر با ۱۵۰، روند تغییرات مثبت بوده و دقت طبقه‌بندی افزایش می‌یابد. این شرایط می‌تواند حالت پایداری برای تجزیه و تحلیل ویژگی‌های استخراج شده و طبقه‌بندی این ویژگی‌ها باشد. به نظر می‌رسد با ادامه افزایش مقدار بیشینه تکرار در این شرایط، دقت بیش از این نیز افزایش یابد ولی دو مورد باید مدنظر قرار گیرد. در وهله اول افزایش مقدار بیشینه تکرار باید باعث

مجموعه نمودار حالت شامل نمودارهای تغییرات گرادیان و مقادیر اعتبارسنجی در طول ۱۰۰۰ دوران در شکل ۱۲ نشان داده شده‌اند.

نمودار گرادیان که از مشتقات ضمنی مقادیر خطا برحسب مؤلفه‌های بردار وزن حاصل می‌شود با افزایش دوران روند کاهشی دارد و این کاهش به دلیل افزایش دقت و کاهش مقدار خطا است. همان‌طور که در شکل ۱۳ مشاهده می‌شود گرادیان در طول دوران‌های مختلف دارای نوسان تقریباً منظمی می‌باشد به جز تا ۲۵۰ دوران ابتدایی که این نوسان شدیدتر و نامنظم‌تر است. در نهایت در دوران برابر با ۱۰۰۰، مقدار گرادیان ۰/۰۲۱۱۵۱ حاصل شده و شبکه متوقف می‌شود. هم‌چنین مقدار ضریب یادگیری که مقداری مثبت دارد و در واقع مقدار اندازه قدم‌ها را در الگوریتم شیب نزولی مشخص می‌کند نیز حالت نوسان منظمی را نشان می‌دهد و در زمان توقف شبکه مقدار ۰/۰۰۱ را دارد. نمودار پایانی شکل ۱۳ مقدار شکست اعتبارسنجی را در طول ۱۰۰۰ دوران نشان می‌دهد. مقادیر صفر در هر دوران نشان‌دهنده موفقیت اعتبارسنجی می‌باشند.

شکل ۱۴ نمودار رگرسیون شبکه عصبی مصنوعی با ساختار ۲-۲-۲ برای طبقه‌بندی سه دسته شناور را نشان می‌دهد.



شکل ۱۴ نمودار رگرسیون شبکه عصبی مصنوعی با ساختار ۲-۲-۲.

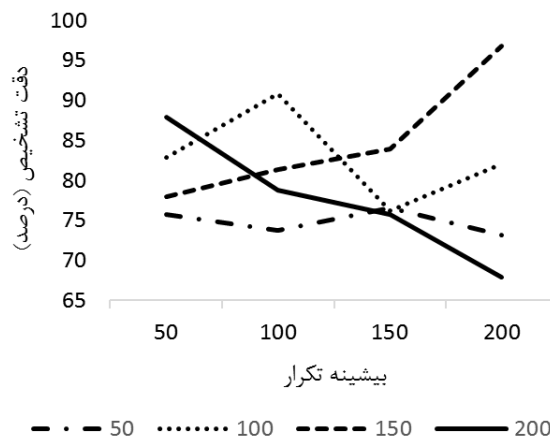
همان‌طور که در نمودار شکل ۱۴ نشان داده شده است ضریب تبیین شبه‌سنج‌های خروجی شده تحت عنوان

جدول ۵ دقت طبقه‌بندی ویژگی‌های استخراج‌شده از شناورها با استفاده از هیبرید شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ازدحام ذرات.

زمان (ثانیه)	میانگین مربعات خطا آزمون	میانگین مربعات خطا آموزش	دقت آزمون (درصد)	دقت آموزش (درصد)	بیشینه تکرار	
۴۵٫۲۵	۰٫۲۳۹	۰٫۱۵۱	۳۵	۷۵٫۷۶	۵۰	۵۰
۹۰٫۵	۰٫۲۳۹	۰٫۱۵	۵۳٫۳۳	۷۳٫۷۸	۱۰۰	۵۰
۱۴۴٫۹۸	۰٫۱۶۷	۰٫۱۴۹	۷۵	۷۶٫۵۵	۱۵۰	۵۰
۱۷۶٫۰۵	۰٫۲۶۹	۰٫۱۶۶	۳۱٫۶۶	۷۳٫۰۹	۲۰۰	۵۰
۹۴٫۶۹	۰٫۱۸۶	۰٫۱۳۲	۸۱٫۶۶	۸۲٫۹۱	۵۰	۱۰۰
۱۸۱٫۵۸	۰٫۱۹۲	۰٫۱۱۸	۷۱٫۶۶	۹۰٫۸	۱۰۰	۱۰۰
۲۶۵٫۲۴	۰٫۱۷۴	۰٫۱۴	۶۳٫۳۳	۷۶٫۱۸	۱۵۰	۱۰۰
۳۴۸٫۵۹	۰٫۱۸۶	۰٫۱۳۴	۷۵	۸۲٫۰۹	۲۰۰	۱۰۰
۱۳۵٫۰۷	۰٫۱۸۹	۰٫۱۲۷	۶۶٫۶۶	۷۷٫۹۴	۵۰	۱۵۰
۲۶۹٫۴۸	۰٫۲۳۲	۰٫۱۲۶	۵۵	۸۱٫۳	۱۰۰	۱۵۰
۳۹۵٫۲۵	۰٫۱۲۷	۰٫۱۰۶	۸۸٫۳۳	۸۳٫۸۷	۱۵۰	۱۵۰
۴۸۳٫۹۲	۰٫۱۰۹	۰٫۱۰۸	۹۴٫۴۴	۹۶٫۷۷	۲۰۰	۱۵۰
۱۶۷٫۲۴	۰٫۱۴۶	۰٫۱۰۹	۸۵	۸۷٫۹۳	۵۰	۲۰۰
۳۴۷٫۱۴	۰٫۱۷۴	۰٫۱۳	۶۶٫۶۶	۷۸٫۷۳	۱۰۰	۲۰۰
۴۹۳٫۵۸	۰٫۱۲	۰٫۱۴۸	۷۰٫۱۵	۷۵٫۶۹	۱۵۰	۲۰۰
۵۸۸٫۴۲	۰٫۱۸۳	۰٫۱۵۹	۵۵٫۱۳	۶۷٫۹۲	۲۰۰	۲۰۰

از بین ساختارهای مختلف الگوریتم ازدحام ذرات ساختار با مقدار اندازه ازدحام ۱۵۰ و بیشینه تکرار ۲۰۰ دارای بالاترین میزان دقت طبقه‌بندی با مقدار ۹۶٫۷۷ درصد برای شرایط آموزش شبکه و ۹۴٫۴۴ درصد برای شرایط آزمون است. این ساختار توانسته دقت طبقه‌بندی را نسبت به ساختار ۲-۲-۲ در لایه پنهان در استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به تنهایی، ۴٫۴۴ درصد در شرایط آزمون که بیش‌تر مدنظر تحقیق است، افزایش دهد. اما چالشی که این نوع شبکه با آن مواجه است بالا بودن زمان مورد نیاز برای پردازش فرایند است. همان‌طور که در جدول ۵ نیز نشان داده شده است مدت‌زمان پردازش در ساختار بهینه هیبرید شبکه عصبی با الگوریتم ازدحام ذرات ۴۸۳٫۹۲ ثانیه می‌باشد، که زمان قابل توجهی است.

از این‌رو در قدم بعدی با توجه به چالش مدت زمان بالای پردازش که در تحلیل‌های این تحقیق وجود دارد، برای کاهش این زمان، از یک روش ابتکاری در بهره‌گیری از



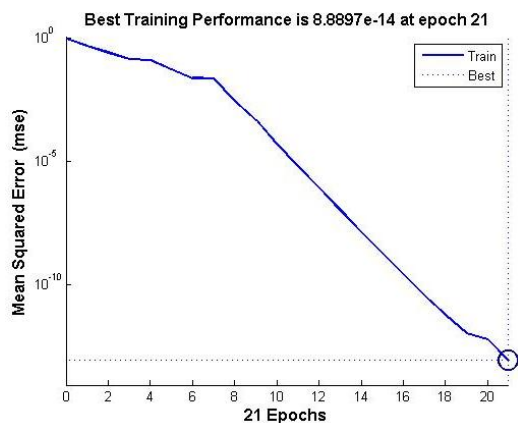
شکل ۱۵ نمودار تغییرات دقت طبقه‌بندی برحسب تغییر در مقدار بیشینه تکرار برای اندازه ذرات مختلف.

پیچیده‌تر شدن بیش‌تر شبکه شده و برعکس امکان افت دقت نیز وجود دارد از سویی با افزایش مقدار بیشینه تکرار زمان پردازش به شدت افزایش می‌یابد که در مورد تحقیق حاضر عامل نامطلوبی ارزیابی می‌شود.

جدول ۶ نتایج شبکه عصبی مصنوعی را برای شرایط میانگین‌گیری شده.

ساختار	دقت آموزش (درصد)	دقت آزمون (درصد)	میانگین مربعات خطا آموزش	میانگین مربعات خطا آزمون	زمان (ثانیه)
۲	۱۰۰	۹۱٫۶۶	۰٫۰۱	۰٫۳۸۸	۳٫۲۲
۴	۱۰۰	۸۳٫۳۳	۰	۰٫۰۹۲	۹٫۳۶
۶	۱۰۰	۱۰۰	۰	۰٫۰۲	۱٫۳۴
۸	۱۰۰	۹۵٫۸۳	۰	۰٫۰۴۶	۲٫۲۶
۱۰	۱۰۰	۹۴٫۴۴	۰	۰٫۰۵	۲٫۲۸

پنهان دقت طبقه‌بندی آموزش و آزمون ۱۰۰ درصد را ارائه داده است. اما با توجه به زمان کوتاه‌تر ساختار ۶ نرون در لایه پنهان می‌توان بهترین شبکه عصبی برای طبقه‌بندی شناورها مورد بررسی براساس طول آن‌ها را همین ساختار و الگوریتم میانگین‌گیری زمانی از ویژگی‌های استخراج‌شده از نمودارهای انرژی علامت‌ها عنوان کرد. از سویی با توجه به افزایش زمان پردازش در استفاده از شبکه‌های هیبریدی برای داده‌های تحقیق حاضر آزمون شبکه‌های هیبریدی برای روش پیشنهادی از دستور کار خارج شد. شکل ۱۷ نمودار عملکرد شبکه عصبی مصنوعی را نشان می‌دهد.

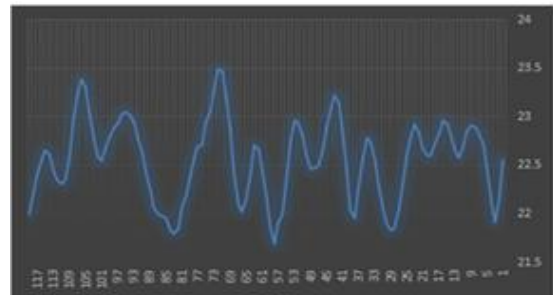


شکل ۱۷ نمودار عملکرد شبکه عصبی مصنوعی.

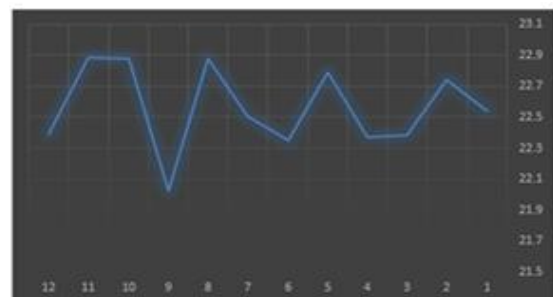
همان‌طور که در شکل ۱۷ نشان داده شده شبکه در طی ۲۱ دوران به بالاترین عملکرد خود رسیده است. مقدار میانگین مربعات خطا طی این چرخه نسبتاً کوتاه از مقدار ۱ به مقدار  $۸٫۸۸۹۹ \times ۱۰^{-۱۴}$  رسیده که تقریباً صفر در نظر

ویژگی‌های استخراج‌شده استفاده شد. در این روش بازه زمانی مورد مطالعه به ۱۰ قسمت تقسیم گردید و از داده‌های استخراج‌شده هر قسمت میانگین‌گیری انجام شد و برای داده‌های ورودی شبکه عصبی جهت طبقه‌بندی از مقادیر میانگین به‌دست‌آمده استفاده گردید.

شکل ۱۶- الف نمودار بالاترین انرژی یکی از علامت‌های دریافتی را نشان می‌دهد که بعد از اعمال فرایند میانگین‌گیری زمانی به شکل نمودار ۱۶- ب درآمده است. با داده‌های به‌دست‌آمده از روش پیشنهادی، برای طبقه‌بندی در ابتدا از شبکه عصبی مصنوعی بهره گرفته شد. ولی در صورت عدم‌حصول به نتیجه مطلوب گزینه استفاده از شبکه‌های هیبریدی نیز متصور است.



(الف)



(ب)

شکل ۴ الف) نمودار بالاترین انرژی یکی از علامت‌های دریافتی (ب) اعمال فرایند میانگین‌گیری زمانی روی نمودار قسمت (الف).

جدول ۶ نتایج شبکه عصبی مصنوعی را برای شرایط میانگین‌گیری شده نشان می‌دهد. همان‌طور که در جدول ۶ نشان داده شده است با انجام فرایند میانگین‌گیری از مقادیر ویژگی‌های هر یک از نمودارهای انرژی، دقت طبقه‌بندی افزایش و زمان پردازش نیز به‌طور قابل‌ملاحظه‌ای کاهش یافته است. با توجه به جدول ۶ شبکه عصبی مصنوعی با ساختار ۶ و ۱۰ نرون در یک لایه

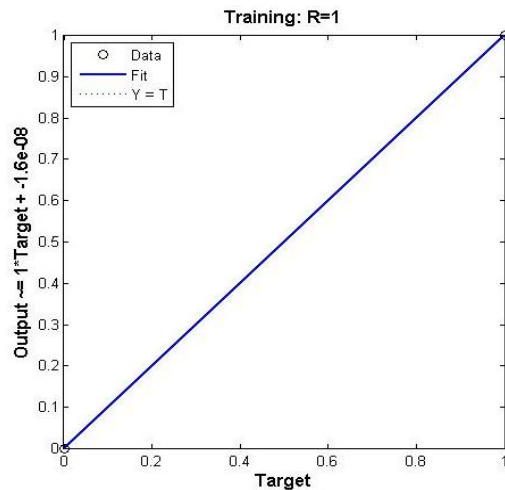
حوزه استخراج ویژگی و از شبکه‌های پرسپترون چندلایه<sup>۱</sup> و طبقه‌بند هسته تطبیقی<sup>۲</sup> در حوزه دسته‌بندی استفاده کردند. بیشینه دقت ارائه‌شده در این مطالعه ۹۶ درصد گزارش شده است. در مطالعه حاضر با استفاده از روش تلفیقی شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ازدحام ذرات، دقت طبقه‌بندی نسبت مطالعات مشابه تا سطح قابل قبولی بهبود داده شده است. در مطالعه [۱۴] از شبکه عصبی عمیق برای طبقه‌بندی داده‌های صوتی زیرآب استفاده شده است. با اینکه شبکه عصبی عمیق یک روش جدید در هوش مصنوعی به شمار می‌رود ولی در تحقیق حاضر با ارائه یک روش پیشنهادی بالاترین دقت طبقه‌بندی حاصل شده است. مطالعه [۱۶] برای دسته‌بندی شناورها براساس آبخور شناور از تبدیل‌های IS و کس در حوزه استخراج ویژگی و از ماشین بردار پشتیبان در حوزه طبقه‌بندی استفاده کرده است که حاصل دقت بالای ۹۹ درصد را نشان داده است. مطالعه حاضر نیز در حوزه‌ی متفاوت و شبکه‌های عصبی متفاوت روند دسته‌بندی را دنبال کرده که در روش پیشنهادی، دقت از مطالعه [۱۶] نیز بیش‌تر شده است.

#### ۵. نتیجه‌گیری

با توجه نتایج حاصل‌شده از اجرای شبکه‌های عصبی روی داده‌های استخراج‌شده از علامت‌های ضبط‌شده از شناورها، ساختار ۲-۲-۲ در لایه پنهان دارای بالاترین عملکرد برای شرایط آموزش و آزمون برابر با ۹۸/۶۱ و ۹۰ درصد بود. در ادامه از هیبرید الگوریتم ازدحام ذرات و شبکه عصبی مصنوعی برای طبقه‌بندی ویژگی‌های استخراج‌شده استفاده شد که نتیجه حاکی از افزایش دقت طبقه‌بندی در شرایط آزمون به میزان ۹۴/۴۴ درصد بود. در روش پیشنهادی از بازه زمانی مورد استفاده برای استخراج ویژگی در گام‌های ده تایی میانگین‌گیری زمانی انجام گرفت و نهایتاً به جای بررسی کل داده‌های محدودده مورد بررسی، داده‌های حاصل از میانگین‌گیری به عنوان ورودی شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفتند. نتایج این روش نشان داد ساختار ساده یک لایه با شش نرون در لایه

گرفته می‌شود. مجموعه نمودارهای حالت نشان می‌دهد مقدار گرادیان به عدد  $5/9307 \times 10^{-8}$  و مقدار ضریب یادگیری به عدد  $1 \times 10^{-14}$  رسیده است و مقدار شکست اعتبارسنجی به صورت ثابت روی صفر است که نشان از صحت اعتبار شبکه است.

شکل ۱۸ نمودار رگرسیون شبکه عصبی مصنوعی با ساختار شش نرون در لایه پنهان را نشان می‌دهد.



شکل ۱۸ نمودار رگرسیون شبکه عصبی مصنوعی با ساختار شش نرون در لایه پنهان.

همان‌طور که در شکل نیز مشخص است با توجه به میزان بیشینه دقت طبقه‌بندی یعنی ۱۰۰ درصد نمودار رگرسیون به صورت خط نیم‌ساز خروجی واقعی و خروجی شبکه بوده و مقدار ضریب تبیین برابر با یک است.

#### ۴. بحث

با توجه به محدودیت مطالعه در حوزه شناسایی شناورها بر پایه‌ی طول آن‌ها، نتایج این تحقیق با تحقیقات مشابه دیگر مقایسه گردید و عملکرد شبکه‌های مختلف در شناسایی شناورها از روی امواج صوتی منتشره آن‌ها، بررسی شد.

در مطالعه [۱۲] امواج صوتی منتشره از نهنگ‌ها با استفاده از طبقه‌بندهای جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان دسته‌بندی شدند. بررسی علامت‌های گسیل‌یافته از شناورها توسط [۱۳] بررسی شد. آن‌ها از تبدیل ویولت در

<sup>۱</sup> MLP

<sup>۲</sup> AKC



- “Modulation classification of underwater acoustic communication signals based on deep learning”, IEEE, pp. 1-4, 2018.
- [8] S. Shen, H. Yang, M. Sheng, “Compression of a deep competitive network based on mutual information for underwater acoustic targets recognition,” *Entropy*, vol. 20, pp. 243-251, 2018.
- [9] W. Zhengxian, J. Yang, S. Min, “A method of underwater acoustic signal classification based on deep neural network,” 5th International Conference on Information Science and Control Engineering, pp. 46-50, 2018.
- [10] M. Kuzlu, M. Şengül, A. Kilmç, H. Dinçer, İ. Yağlıdere, S.B. Yarman, “Design of impedance matching network for B&K 8104 hydrophone via Direct Computational Technique for underwater communication,” 10th Mediterranean Microwave Symposium, Guzelyurt, Northern Cyprus, pp. 399-402, 2010.
- [11] H. Sayyaadi, M.S. Seif, A. Abniki, “Classification and identification of underwater targets based on sound propagation,” *International Journal of Maritime Technology*, vol. 13, no. 26, pp. 71-81, 2017.
- [12] Y. Miao, Y. Zakharov, H. Sun, J. Li, J. Wang, “Underwater acoustic signal classification based on sparse time-frequency representation and deep learning,” *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, pp. 1-14, 2020.
- [13] Y. Miao, Y. Zakharov, H. Sun, J. Li, J. Wang, “Underwater acoustic signal classification based on sparse time-frequency representation and deep learning,” *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, pp. 1-14, 2020.
- [14] Zh. Wei, Y. Ju, M. Song, “A method of underwater acoustic signal classification based on deep neural network,” 5th International Conference on Information Science and Control Engineering, pp. 46-50, 2018.
- [15] D. Li-Da, W. Shi-Lian, Z. Wei, “Modulation classification of underwater acoustic communication signals based on deep learning,” *IEEE Kobe Techno-Oceans*, pp. 1-4, 2018.
- [16] O. Yaman, E. Aydemir, “A new depth classification method based on underwater acoustics for naval defense applications,” *European Journal of Science and Technology*, no. 31, pp. 1-7, 2021.
- پنهان بالاترین میزان عملکرد را در طبقه‌بندی ویژگی‌های استخراج‌شده به میزان ۱۰۰ درصد برای آموزش و آزمون، با مقدار تقریباً صفر برای شرایط آموزش و با مقدار ۰/۰۲ برای شرایط آزمون میانگین مربعات خطا دارد.
- تضاد منافع**  
این مطالعه تضاد منافع ندارد.
- تقدیر و تشکر**  
نویسندگان این پژوهش از حمایت‌های انجمن علوم صوتی ایران و آقایان دکتر وحید زارع‌پور و دکتر سعید آقاعزیزی تشکر می‌کنند.
- فهرست منابع**
- [1] A. Varedan, V. Amiri, V. Vahidpour, “A New method for feature extraction and classification of some underwater acoustic signals,” 3rd International Conference on Acoustic and Vibration, pp. 425-433, 2013.
- [2] R. Vafamand, M. Javidan, Abbasidezfoli, “Fuzzy approach for automatic segmentation and classification of underwater acoustic images using contourlet transform,” The 7th Iran Machine Vision and Image Processing Conference. Iran University of Science and Technology, pp. 1259-1265, 2011
- [3] S. Masomi, A.A. Abniki, K. Salehzadehniksirat, S. Hagipour, “Real-time identification and classification of underwater acoustic signals using hybrid neural networks and decision trees,” 12th Iranian Student Conference on Electrical Engineering, pp. 276-282, 2010.
- [4] H. Sayyaadi, M.S. Seif, A.A. Abniki, “Classification and identification of underwater targets based on emitted sounds,” *International Journal of Maritime Technology*, vol. 13, no. 26, pp. 79-81, 2018.
- [5] S.M.R. Mosavi, M. Khesheh, A. Ghamgosar, M.J. Galandari, “Classification of sonar data using the gray wolf optimization algorithm,” *Electronic Industry*, vol. 7, no. 1, pp. 27-41, 2017.
- [6] L. Yongbin, W. Bin, S. Gaoping, S. Shuai, “Automatic modulation classification for short burst underwater acoustic communication signals based on hybrid neural networks”, *IEEE Access*, vol. 8, pp. 227793-227809, 2020
- [7] L.D. Ding, S.L. Wang, W. Zhang,