Journal of Acoustical Engineering Society of Iran, Vol. 11, No. 1, 2023

(Research Article)
Comparing the performance of artificial neural networks, hybrid genetic algorithm and hybrid imperialist competitive algorithm in acoustical classification of vessels based on their weight

A.A. Abniki[1], H. Sayyaadi[*2], M.S. Seif[2]
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: 2023/01/21

Abstract

Accurate and correct identification of vessels moving in the waters from a distance is important in many ways. Having information type of vessels more correct decisions on how to deal with them. The sounds emitted by the vessels can be distinguished from each other and it is possible to identify the vessels by their sound. Therefore, in this study, the vessels have been classified based on their weight and the sound emitted by them. In the present study, the characteristics of each of the sounds recorded the vessels were extracted using the Mel-Frequency Cepstrum Coefficients (MFCC) method, and the ability of the artificial neural network and its hybrids with the Genetic Algorithm (ANN-GA) and the Imperialist Competitive Algorithm (ANN-ICA) The results showed that artificial neural network feed forward back propagation (BP-FF) with learning functions Levenberg-Marquardt (LM), Bayesian (BR) and Resilient Backpropagation (RP) has an accuracy of 86, 96 and 82 percent respectively in assigning the features of each vessels to them. Also, ANN-GA and ANN-ICA networks showed classification accuracy equal to 94% and 77%, respectively. Finally, it can be concluded that the Artificial Neural Network with the Bayesian learning function has the ability to acceptably classify the sounds emitted the vessels and can be used in marine and military applications.

Keywords: Vessel, Sound, Artificial neural network, Genetic algorithm, Imperialist competitive algorithm.

pp. 13-24 (In Persian)

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

مقاله پژوهشی

مجله انجمن مهندسی صوتیّات ایران
سال ۱۴۰۲، دوره: ۱۱، شماره: ۱، صفحات: ۱۳-۲۴

مقایسه عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی، هیبرید الگوریتم ژنتیک و هیبرید الگوریتم رقابت استعماری در دسته‌بندی صوتی شناورها براساس وزن آن‌ها

علی‌اصغر آب نیکی[۱]، حسن صیادی*[۲]، محمدسعید سیف[۲]

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: ۱۴۰۱/۱۱/۰۱

چکیده

شناسایی دقیق و درست شناورهای در حال حرکت در آب‌ها از راه دور از جهات زیادی حائز اهمیت است. داشتن اطلاعات از نوع شناور باعث تصمیم‌گیری درست‌تر در قبال نحوه مواجهه با آن‌ها می‌شود. از این‌رو در این مطالعه شناورها براساس وزن آن‌ها، از روی امواج صوتی منتشره آن‌ها طبقه‌بندی شده‌اند. در مطالعه حاضر ویژگی‌های هر یک از امواج صوتی ضبط‌شده از شناورها با استفاده از روش ضرایب کپسترال بسامد مِل (اِم‌اِف‌سی‌سی) استخراج شد. نوآوری این مقاله بهره‌گیری هم‌زمان از شبکه‌های عصبی مصنوعی متنوع و شبکه‌های عصبی تلفیقی است. از این‌رو توانایی شبکه عصبی مصنوعی و هیبریدهای آن با الگوریتم ژنتیک (اِی‌اِن‌اِن-جی‌اِی) و الگوریتم رقابت استعماری (اِی‌اِن‌اِن-آی‌سی‌اِی) در طبقه‌بندی درست ویژگی‌های استخراج‌شده سنجش شد. نتایج نشان دادند شبکه عصبی مصنوعی پس‌انتشار پیش‌خور (بی‌پی-اِف‌اِف) با توابع یادگیری لونبرگ مارکوارت (اِل-اِم)، بیزین (بی‌آر) و پس‌انتشار ارتجاعی (آرپی) به ترتیب دارای دقت ۸۶، ۹۶ و ۸۲ درصد در اختصاص ویژگی‌های هر موج صوتی شناور به آن شناور بودند. هم‌چنین شبکه‌های اِی‌اِن‌اِن-جی‌اِی و اِی‌اِن‌اِن-آی‌سی‌اِی به ترتیب دقت طبقه‌بندی برابر با ۹۴ و ۷۷ درصد را نشان دادند. در نهایت می‌توان نتیجه گرفت که شبکه عصبی مصنوعی با تابع یادگیری بیزین توانایی طبقه‌بندی قابل قبول امواج صوتی منتشره از شناورها را دارد و می‌توان از آن در کاربردهای دریایی و نظامی استفاده کرد.

کلیدواژه‌ها: شناور، صدا، شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم ژنتیک، الگوریتم رقابت استعماری.

۱. مقدمه

روش‌های بهینه‌سازی فرا ابتکاری در طول دو دهه گذشته بسیار محبوب شده و مورد توجه قرار گرفته‌اند. استفاده از الگوریتم‌هایی مانند بهینه‌ساز ازدحام ذرات (پی‌اِس‌اُو)[۱] [۱]، ژنتیک (جی‌اِی)[۲] [۲] و کلونی مورچگان (اِی‌سی‌اُو)[۳] [۳] نه تنها در میان دانشمندان علوم رایانه بلکه در میان محققین سایر علوم نیز رواج پیدا کرده است. سادگی، انعطاف‌پذیری، عدم‌نیاز به فرایند مشتق‌گیری و اجتناب از گیرافتادن در بهینه محلی از علل عمده توجه ویژه به روش‌های فرا ابتکاری هستند.

روش‌های فرا ابتکاری نسبتاً ساده هستند. آن‌ها عمدتاً از مفاهیم بسیار ساده مثل پدیده‌های فیزیکی، رفتارهای حیوانات و یا مفاهیم تکاملی الهام گرفته شده‌اند. این سادگی به دانشمندان رایانه اجازه می‌دهد تا مفاهیم طبیعی مختلف را شبیه‌سازی کرده و روش‌های فرا ابتکاری جدیدی پیشنهاد کنند. هم‌چنین می‌توانند دو یا چند روش فرا ابتکاری را باهم ترکیب کرده و یا روش‌های موجود را بهبود بخشند. علاوه بر این سادگی عنوان‌شده، به دانشمندان دیگر این اجازه را می‌دهد این روش‌ها را به‌سرعت فراگرفته و آن‌ها را به مسائل خود اعمال کنند.

امروزه استفاده از علامت‌های صوتی زیرآبی در کاربردهای گسترده‌ای، چه در حیطه نظامی و چه در حیطه غیرنظامی مورد توجه قرارگرفته است. از جمله‌ی این کاربردها می‌توان به شناسایی و ردیابی کشتی‌ها و زیردریایی‌ها با

* نویسنده پاسخگو: sayyaadi@sharif.edu

[1] PSO; Particle Swarm Optimization
[2] GA; Genetic Algorithm
[3] ACO; Ant Colony Optimization

استفاده از نوفه انتشاری تجهیزات مکانیکی آن‌ها [۴]، اقیانوس‌شناسی [۵]، شناسایی پستانداران دریایی [۶] و ارتباطات و مخابرات زیرآبی [۷] اشاره کرد. طبقه‌بندی علامت‌های صوتی زیرآبی به دلیل تغییرات بسیار در مشخصه‌های زمانی و طیفی آن‌ها به‌عنوان یک مسئله پیچیده و دشوار در نظر گرفته می‌شود. الگو کردن علامت‌های زیرآبی انتشاری از شناورها منجر به تقسیم‌بندی منابع علامت شناورها به سه قسمت اصلی: (۱) علامت‌های ناشی از ماشین‌آلات، (۲) علامت‌های ناشی از پروانه و (۳) علامت‌های هیدرودینامیک می‌شود. اخیراً مطالعات زیادی در حوزه شناسایی و طبقه‌بندی منابع صوتی زیرآبی انجام گرفته است. در مقاله‌ی منبع [۸] یک شبکه یادگیری عمیق برای استخراج ویژگی صدا براساس شبکه وی‌جی‌جی[1] پیشنهاد شده است. الگوی پیشنهادی یک چارچوب طبقه‌بندی هدف صوتی زیرآبی براساس طیف لوفار[2] و سی‌اِن‌اِن[3] بود. آن‌ها عنوان کردند: اگرچه سی‌اِن‌اِن معمولی می‌تواند ویژگی‌های صوتی زیرآب را نیز استخراج کند، اما تعداد بسیار کم یا بیش ازحد لایه‌های شبکه باعث مشکلاتی مانند عدم‌استخراج ویژگی‌های کافی یا افزایش بار محاسباتی می‌شود. از این‌رو آن‌ها ساختار شبکه وِی‌جی‌جی را در استخراج ویژگی از امواج صوتی زیرآب استفاده کردند. بیش‌ترین دقت گزارش‌شده در نتایج آن‌ها ۹۸ درصد بود. هم‌چنین گزارش دادند دقت در روش پیشنهادی آن‌ها در مقایسه با روش‌های سنتی بهبود یافته است. در یک مطالعه اقدام به معرفی یک روش پیشنهادی براساس شبکه اِل‌اِس‌تی‌اِم-سی‌اِن‌اِن[4] برای طبقه‌بندی ارتباطات موج صوتی زیرآبی شد. در این مطالعه گزارش شد روش پیشنهادی نسبت به روش‌های پیشین دارای عملکرد بهتر و دقت شناسایی بالاتری است [۹]. در منبع [۱۰] در مطالعه خود یک چارچوب جدید مبتنی بر روش‌های یادگیری عمیق برای پیش‌پردازش علامت‌ها و استخراج ویژگی‌هایی برای شناسایی و طبقه‌بندی علامت‌های صوتی زیرآب، که اهداف کشتی‌ها و اژدرها را ارائه می‌کند، معرفی کردند. در این چارچوب، علامت‌ها به تصاویر طیفی لوفار تبدیل می‌شوند، به‌طوری‌که می‌توان آن‌ها را توسط شبکه‌های عصبی کانولوشنال (سی‌اِن‌اِن) استخراج و طبقه‌بندی کرد. نتایج تجربی این مطالعه نشان می‌دهد که چارچوب مبتنی بر یادگیری عمیق پیشنهادی می‌تواند دقت طبقه‌بندی بالایی را در مورد علامت‌های صوتی زیرآب با تبدیل به طیف لوفار به‌دست آورد. دقت بهترین نسخه این چهارچوب پیشنهادی به ۹۷٫۲۲ درصد می‌رسد که بیش‌تر از دقت شبکه‌های دیگر استفاده شده است. در مطالعه دیگری با هدف ارائه یک الگوی طبقه‌بند خودکار بر پایه یادگیری عمیق برای طبقه‌بندی امواج صوتی منتشره از زیرآب با کارایی بالا، ابتدا یک مجموعه داده صوتی جدید جمع‌آوری شد. سپس با استفاده از این مجموعه داده، یک روش جدید طبقه‌بندی عمق امواج صوتی زیرآب در این کار پیشنهاد شد. آن‌ها از الگو اِی‌پی‌اِم[5] برای پیش‌پردازش صداهای زیرآب و حذف نوفه استفاده کردند. هم‌چنین برای استخراج ویژگی تبدیل S و الکس‌نت[6] مورد استفاده قرار گرفت. ویژگی‌های استخراج‌شده با ماشین بردار پشتیبان (اِس‌وی‌ام) طبقه‌بندی شدند. نتایج نشان دادند روش پیشنهادی دارای دقت ۹۹٫۰۵ درصد است [۱۱]. در مطالعه‌ی منبع [۱۲] با اشاره به قدرت روش یادگیری عمیق در پردازش علامت‌های زیرآب، یک شبکه رزیدوال[7] طراحی شده و با بهینه‌سازی استخراج ویژگی، دقت شناسایی را بهبود بخشیده است. آن‌ها برای ارائه یک نمایش جامع‌تر از علامت صوتی زیرآب، ابتدا ویژگی‌های هم‌جوشی سه-بعدی را همراه با راهبرد اسپیک آوجمنت[8] مورد استفاده قرار دادند. سپس یک شبکه با ۱۸ لایه باقی‌مانده[9]، که حاوی تابع کاهش مرکز با لایه جاسازی است، طراحی شد تا ویژگی‌های جمع‌آوری‌شده را با نرخ یادگیری سازگار آموزش دهد. آزمایش‌های تشخیص روی مجموعه داده‌های امواج صوتی منتشرشده از یک کشتی از یک محیط واقعی انجام شد و نتایج، دقت ۹۴٫۳ درصدی را

[1] VGGNet
[2] LOFAR
[3] CNN; Convolutional Neural Network
[4] LSTM-CNN; Long-Short Term Memory-Convolutional Neural Network
[5] APM
[6] Alex net
[7] Residual
[8] Spec augment
[9] ResNet18

نشان داد. در یک بررسی از سوی منبع [۱۳] برای بهبود دقت تشخیص اهداف صوتی زیرآب توسط شبکه عصبی مصنوعی، یک روش شناسایی جدید ارائه شد که در آن یک شبکه عصبی کانولوشنال یک-بعدی و یک شبکه اِل‌اس‌تی‌اِم ادغام شده بود. این چارچوب شبکه جدید برای اولین بار برای تشخیص هدف صوتی زیرآب در این مطالعه مورد بررسی قرار گرفت. نتایج نشان دادند که این روش می‌تواند شناسایی و طبقه‌بندی اهداف صوتی زیرآب را محقق سازد. هم‌چنین آن‌ها گزارش دادند که در روش پیشنهادی در مقایسه با یک شبکه عصبی مصنوعی واحد، شاخص‌های مربوطه مانند دقت تشخیص شبکه مشترک به‌طور قابل‌توجهی افزایش می‌یابد.

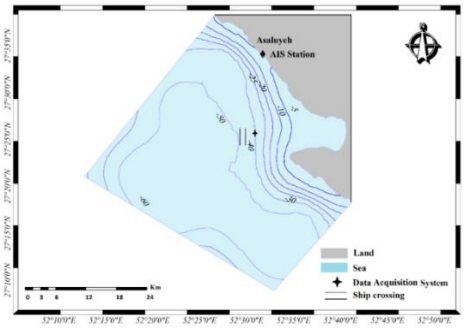
بررسی مطالعات پیشین در زمینه طبقه‌بندی امواج صوتی منتشره از زیرآب نشان می‌دهد اغلب تحقیقات در حوزه‌های استخراج ویژگی بوده و در زمینه طبقه‌بندی امواج صوتی زیرآب عمدتاً از روش یادگیری عمیق استفاده شده و روش‌های ابتکاری و فرا ابتکاری دیگر به‌ندرت مورد توجه قرار گرفته‌اند، از این‌رو در تحقیق حاضر به بررسی روش‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی و سنجش دقت طبقه‌بندی هرکدام از آن‌ها در طبقه‌بندی شناورهای عبوری از خلیج‌فارس براساس وزن شناور پرداخته شده است. برای این منظور از شبکه‌های عصبی (الف) پس‌انتشار پیشخور (بی‌پی-اِف‌اِف)[1] با توابع یادگیری ۱- لونبرگ مارکوآرت (اِل‌اِم)[2]، ۲- بیزین (بی‌آر)[3] و ۳- یادگیری پس‌انتشار ارتجاعی (آرپی)[4]، (ب) هیبرید شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم ژنتیک (اِی‌اِن‌اِن-جی‌اِی) و (ج) هیبرید شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم رقابت استعماری (اِی‌اِن‌اِن-آی‌سی‌اِی)[5] برای دستیابی به بالاترین دقت طبقه‌بندی شناورها براساس وزن آن‌ها استفاده شد.

۲. مواد و روش‌ها

۲-۱. داده‌برداری

برای ضبط امواج صوتی منتشرشده از شناورها از هیدروفون استاندارد ۸۱۰۴ استفاده شد. کالیبراسیون هیدروفون مطابق با استاندارد آی‌ای‌سی۶۰۵۶۵[6] انجام گرفت.

زمان داده‌برداری ۳ دقیقه در نظر گرفته شد. اندازه‌گیری‌ها در قسمت غرب خلیج فارس و در شمال غربی جزیره خارک انجام گرفت (شکل ۱).



شکل ۱ نقشه موقعیت قرارگیری سامانه داده‌برداری، مسیر عبور کشتی‌ها و ایستگاه اِی‌آی‌اِس[7].

نمونه‌برداری صوتی از روی نه شناور با وزن‌های مختلف انجام گرفت. شناورها براساس وزن می‌توانند در سه دسته وزن عادی ۱۰۰-۱۰۰۰ تن، سنگین‌وزن ۱۰۰۰-۱۰,۰۰۰ تن و فوق سنگین ۱۰,۰۰۰-۱۰۰,۰۰۰ تن قرار گیرند. اطلاعات شناورهای بررسی شده در این مطالعه در جدول ۱ نشان داده شده است.

۲-۲. شبکه عصبی و توابع یادگیری ۱- لونبرگ مارکوارت، ۲- بیزین و ۳- یادگیری پس‌انتشار ارتجاعی

برای این تحقیق کد مربوط به شبکه عصبی مصنوعی با دو لایه پنهان و تعداد نرون‌های مختلف در هر لایه در نرم‌افزار متلب[8] نگارش شدند. از این کد برای طبقه‌بندی شناورها براساس وزن آن‌ها و از روی امواج صوتی منتشرشده از آن‌ها 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.

[1] BP-FF; BackPropagation FeedForward
[2] Levenberg-Marquardt
[3] Bayesian
[4] Resilient Backpropagation Algorithm
[5] ANN-ICA; Artificial Neural Networks-Imperialist Competitive Algorithm
[6] IEC60565
[7] AIS
[8] MATLAB

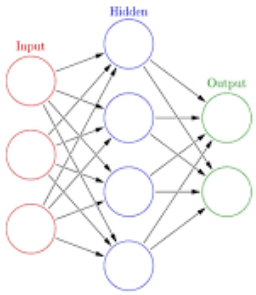
جدول ۱ اطلاعات شناورهای مورد استفاده در تحقیق حاضر.

کلاس شناور	کد شناور	طول شناور (متر)	عرض شناور (متر)	متوسط سرعت (گره دریایی)	بیشینه سرعت (گره دریایی)	آبخور شناور (متر)	وزن (تن)
A	A۰۱	۴۸٫۸	۷٫۷	۵٫۷	۷٫۲	۴٫۹	۳۴۷
	A۰۲	۳۶٫۵	۸٫۵	۷٫۵	۷٫۶	۲٫۳۳	۲۵۰
	A۰۳	۴۴٫۵	۸	۷	-	-	۳۸۲
B	B۰۱	۶۹٫۷	۱۳	۹٫۱	۱۰٫۸	۵٫۹	۱۲۸۲
	B۰۲	۹۹٫۷	۱۸	۸٫۵	۱۲٫۴	۶٫۵	۵۹۵۴
	B۰۳	۱۲۰٫۵۵	۱۷٫۵۲	۹	۱۰٫۷	۴٫۶	۶۵۱۸
C	C۰۱	۱۲۵٫۵	۱۸٫۵	۱۳	۱۹	۵٫۷	۱۱۵۹۱
	C۰۲	۲۲۸٫۶	۴۲	۵٫۶	۱۲٫۱	۸٫۳	۵۷۱۶۴
	C۰۳	۲۸۰	۴۳٫۰۵	۱۴	-	۱۷٫۶	۷۹۸۲۲

شبکه‌های عصبی مصنوعی چندلایه (اِم‌اِل‌پی)[1] رایج‌ترین الگوهای شبکه عصبی مصنوعی به شمار می‌روند [۱۴].

از نظر الگوسازی ساختارهای نامشخص، غیرخطی و پیچیده، روش بسیار مؤثری است. در حالی‌که بیش‌تر نرم‌افزارهای کلاسیک که در پیش‌بینی ساختارهای مشابه استفاده می‌شوند، نتیجه‌ای حاصل نمی‌کنند، الگوهای طراحی‌شده شبکه عصبی مصنوعی می‌توانند نتایج سریع‌تری داشته باشند [۱۵]. شبکه‌های عصبی مصنوعی سامانه‌هایی هستند که برای الگوسازی مطابق با روش‌های مورد استفاده در مغز انسان طراحی شده‌اند. مطابق با روش پردازش داده‌ها توسط مغز انسان، شبکه‌های عصبی مصنوعی را می‌توان به عنوان یک پردازنده موازی که قادر به جمع‌آوری داده‌ها پس از یک دوره یادگیری است، در نظر گرفت [۱۶].

در مطالعه حاضر، از الگو شبکه عصبی پرسپترون با روی‌کرد انتشار برگشتی پیشخور خطا (اِن‌ایی‌دابلیواِف‌اِف)[2] استفاده شد. تعداد لایه‌های پنهان با استفاده از روش آزمون و خطا و در نظر گرفتن دقت و سرعت پردازش تعداد دو و سه لایه در نظر گرفته شد. برای بررسی بیش‌تر از سه الگوریتم یادگیری شبکه عصبی پرسپترون با روی‌کرد انتشار برگشتی پیشخور خطا بهره گرفته شد. الگوریتم‌های یادگیری شامل لونبرگ مارکوارت، بیزین و یادگیری پس‌انتشار ارتجاعی بودند. شکل ۲ ارتباط بین لایه‌ها را در شبکه عصبی مصنوعی نشان می‌دهد.



شکل ۲ ارتباط بین لایه‌ها در شبکه‌های عصبی مصنوعی.

۲-۳. طبقه‌بندی به کمک هیبرید شبکه عصبی با الگوریتم ژنتیک (اِی‌اِن‌اِن- جی‌اِی)

از جمله گسترده‌ترین فنّ‌ها در بین الگوریتم‌های تکاملی الگوریتم‌های ژنتیکی (جی‌اِی) هستند. این الگوریتم‌ها توانایی حل مسئله در یک محدوده بررسی بسیار بزرگ در یک زمان قابل‌قبول، برای مشکلات بهینه‌سازی را دارند [۱۷]. این روش بر تکثیر جمعیت افراد (مثل کروموزوم‌ها) استوار است، که در آن هر فرد یک راه‌حل منتخب برای یک مسئله است و می‌تواند به عنوان یک رشته کمی معرفی شود. هر فرد با عملکردی به نام فیتنس[3] ارزیابی می‌شود. این عملکرد کیفیت فردی را که مربوط به یک راه‌حل است، تعیین می‌کند [۱۷].

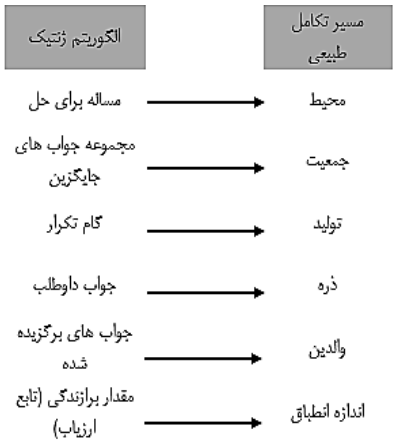
در الگوریتم ژنتیک، جمعیت به‌صورت تصادفی یا با استفاده از برخی راهبردها مطابق با مسئله مورد نظر

[1] MLP; Multi Layer Perceptron
[2] NEWFF
[3] Fitness

انتخاب می‌شود. جمعیت تحت تأثیر تحولات معینی قرار می‌گیرد. در طی این فرآیند افراد این جمعیت با استفاده از برخی اقدامات ژنتیکی مانند: هم‌گذری[1]، جهش ژنتیکی[2] و گزینش[3] تکثیر می‌شوند که هدف اصلی طی این فرایند پیدا کردن فرد با بهترین فیتنس است [۱۷]. در نهایت با توجه به عملکرد فیتنس، هدف به کمینه رساندن فاصله بین نمونه‌های متعلق به یک خوشه (داخل خوشه) و به بیشینه رساندن فاصله بین نمونه‌های خوشه‌های مختلف (بین خوشه‌ای) است.

الگوریتم ژنتیک، الهامی از علم ژنتیک و نظریه تکامل داروین است و براساس بقای برترین‌ها یا انتخاب طبیعی استوار است. یک کاربرد متداول الگوریتم ژنتیک، استفاده از آن به‌عنوان تابع بهینه‌کننده است. الگوریتم ژنتیک ابزار سودمندی در بازشناسی الگو، انتخاب ویژگی، درک تصویر و یادگیری ماشینی است.

شکل ۳ ساختار هم‌ارزی مفاهیم زیست‌شناختی و عناصر الگوریتم ژنتیکی را نشان می‌دهد.



شکل ۳ ساختار هم‌ارزی مفاهیم زیست‌شناختی و عناصر جی‌اِی.

در مطالعه حاضر، برای کاهش بار محاسباتی و افزایش دقت نتایج و هم‌چنین برای صرفه‌جویی در زمان برخی از شبه‌سنج‌های قابل‌تغییر در الگوریتم ژنتیک با استفاده از روش آزمون و خطا به‌صورت یک عدد ثابت استخراج شد. از جمله این شبه‌سنج‌ها تعداد لایه در ساختار اصلی شبکه عصبی است که با توجه به اعمال بار عظیم محاسباتی برای سامانه در استفاده از تعداد لایه‌های بیش‌تر در بخش لایه‌های میانی و با استفاده از آزمون و خطای صورت‌گرفته برای این منظور و عدم‌مشاهده تغییرات مثبت در نتایج از دو لایه پنهان با تعداد نرون‌های ۲ تا ۱۲ به‌صورت عدد زوج در هر لایه استفاده شد. لازم به ذکر است که تعداد نرون‌های بیش از این مقدار زمان محاسبات را به‌شدت افزایش داده و تأثیر چندانی نیز در دقت طبقه‌بندی نداشتند. شبه‌سنج دیگر در این زمینه عامل بیشینه تولیدمثل[4] است که با توجه به نتایج به‌دست آمده از آزمون و خطا بهینه‌ترین محدوده تغییرات آن برای داده‌های حاضر بین ۱۰ تا ۴۰ است و مقادیر بیش‌تر و کم‌تر از این محدوده در دقت طبقه‌بندی و کاهش میانگین مربعات خطا تأثیر چندانی نداشته و صرفاً باعث افزایش زمان محاسبات می‌گردد. برای شبه‌سنج اندازه جمعیت[5] از ۴ مقدار ۵۰، ۱۰۰، ۱۵۰ و ۲۰۰ استفاده شد. مقادیر بالاتر از ۲۰۰ حجم محاسبات و زمان پردازش را به‌شدت افزایش می‌داد از این‌رو از مقادیر بیش از ۲۰۰ صرف‌نظر گردید. هم‌چنین مقادیر کم‌تر از ۵۰ نیز باعث کاهش در دقت طبقه‌بندی می‌شد و مقادیر کم‌تر از ۵۰ نیز از فرایند تحلیل کنار گذاشته شد.

۲-۴. طبقه‌بندی به کمک هیبرید شبکه عصبی با الگوریتم رقابت استعماری (اِی‌اِن‌اِن-آی‌سی‌اِی)

الگوریتم رقابت استعماری (آی‌سی‌اِی) در سال ۲۰۰۷ معرفی شد. در این الگوریتم به جای طبیعت، از یک پدیده اجتماعی الهام گرفته شده است. در آی‌سی‌اِی تعدادی کشور، متناظر افراد در الگوریتم ژنتیک وجود دارد. در واقع این مجموعه از کشورها، نقاطی تصادفی درون فضای جستجو می‌باشند. به این ترتیب، کشورهای قدرتمند به‌منزله استعمارگر و کشورهای ضعیف به‌منزله مستعمره هستند. برای شروع الگوریتم، تعداد اِن‌کانتری[6] کشور اولیه ایجاد می‌شود. نیمپ[7] تا از بهترین اعضای این جمعیت (کشورهای دارای کم‌ترین مقدار تابع هزینه) به‌منزله

[1] Crossover
[2] Mutation
[3] Selection
[4] Max generation
[5] Pop size
[6] Ncountry
[7] Nimp

استعمارگر انتخاب و باقی‌مانده اِن‌کول[1] تا از کشورها، مستعمراتی را تشکیل می‌دهند که هر کدام به یک امپراتوری تعلق دارند. برای تقسیم مستعمرات اولیه بین استعمارگرها، به هر استعمارگر، تعدادی مستعمره متناسب با قدرت آن، اختصاص داده می‌شود. برای انجام این کار، با داشتن هزینه هر استعمارگر، هزینه بهنجارش آن‌ها به‌صورت رابطه (۱) در نظر گرفته می‌شود:

$$C_n = \max_i \{C_i\} - c_n \qquad (۱)$$

که در آن c_n، هزینه استعمارگر n-اُم، $\max_i\{C_i\}$ بیش‌ترین هزینه میان استعمارگرها و C_n، هزینه بهنجارشده این استعمارگر است. هر استعمارگری که دارای هزینه بیش‌تری باشد (استعمارگر ضعیف‌تری باشد)، هزینه بهنجارش کم‌تری خواهد داشت. با داشتن این هزینه، قدرت نسبی هر استعمارگر با رابطه (۲) محاسبه شده و بر مبنای آن، کشورهای مستعمره بین استعمارگرها تقسیم می‌شوند:

$$p_n = \left| \frac{C_n}{\sum_{i=1}^{N_{imp}} C_i} \right| \qquad (۲)$$

کشورهای استعمارگر با اعمال سیاست جذب (همگون‌سازی) در راستای محورهای خاص، کشورهای مستعمره را به سمت خود می‌کشند. حرکت کشور مستعمره به سمت کشور استعمارگر به اندازه x و با انحراف زاویه‌ای θ صورت می‌گیرد. این مقادیر به‌طور تصادفی تعیین می‌شوند. قدرت یک امپراتوری برابر است با قدرت کشور استعمارگر، به اضافه درصدی از قدرت کل مستعمرات آن. به این ترتیب برای محاسبه هزینه کل یک امپراتوری از رابطه (۳) استفاده می‌شود:

$$T.C_n = Cost(imperialis\ t_n) + \xi\ mean\{Cost(colonies\ of\ empire\ n)\} \qquad (۳)$$

که در آن T.Cn هزینه کل امپراتوری n-اُم و عددی مثبت است که معمولاً بین صفر و یک نزدیک به صفر در نظر گرفته می‌شود. باعث می‌شود که هزینه کل یک امپراتوری، تقریباً برابر با هزینه حکومت مرکزی آن (کشور استعمارگر) شود.

ممکن است در روند حرکت کشورها در طول اجرای الگوریتم، یک کشور مستعمره قدرت بیش‌تری از استعمارگر نظیر خود پیدا کند. در این حالت، جای کشور مستعمره و استعمارگر عوض خواهد شد. در هر مرحله از تکرار الگوریتم، میان استعمارگران رقابتی برقرار است. در این رقابت، استعمارگری که نسبت به دیگر استعمارگران قدرت کم‌تری دارد، یکی از مستعمرات خود را از دست می‌دهد. در این فرایند، ضعیف‌ترین مستعمره از ضعیف‌ترین استعمارگر به‌طور تصادفی به یکی از استعمارگران دیگر ملحق می‌شود. اگر استعمارگری تمام مستعمرات خود را از دست بدهد، خود به‌صورت مستعمره یک استعمارگر دیگر در خواهد آمد. مراحل الگوریتم به همین ترتیب ادامه می‌یابد تا بالاخره تعداد استعمارگران به یک برسد. در این حالت تمام کشورها، مستعمره یک استعمارگر هستند و الگوریتم به پایان می‌رسد. البته شرایط توقف دیگری مانند تعداد تکرار معین نیز می‌تواند به کار رود. در شکل ۴ روندنمای (فلوچارت) الگوریتم رقابت استعماری نشان داده شده است.

شکل ۴ روندنمای (فلوچارت) الگوریتم رقابت استعماری.

۲-۵. نحوه ارزیابی

فرمول‌های غالب ارزیابی الگوهای محاسباتی، میانگین مربعات خطا (اِم‌اِس‌ای)[2] و مجذور میانگین مربعات خطا

[1] Ncol

[2] MSE; Mean Square Error

جدول ۲ نتایج اجرای شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری مختلف.

الگوریتم یادگیری	ساختار بهینه	آرامِاِس‌ای	اِمِاِس‌ای	ضریب رگرسیونی	دقت طبقه‌بندی (درصد)
بیزین	۸-۱۲-۱۰	۰٫۳۰۸	۰٫۰۹۵	۰٫۹۹۲	۹۶
لونبرگ مارکوارت	۱۰-۱۰-۱۰	۰٫۴۵۶	۰٫۲۰۸	۰/۹۸۴	۸۶
پس‌انتشار ارتجاعی	۳۰-۳۰-۲۰	۰٫۵۳۱	۰٫۲۸۲	۰٫۹۷۸	۸۲

(آرامِاِس‌ای)[1] هستند. آرامِاِس‌ای مهم‌ترین کمیت آماری ارزیابی الگوهای درون‌یابی است که به داده‌های لایه بیرونی[2] حساس بوده و نشان‌دهنده خطای غیرسیستماتیک است. هر چه مقدار این کمیت نزدیک به صفر باشد، خطا کم‌تر خواهد بود [۱۸]. شبه‌سنج دیگری که در تعیین دقت نتایج نقش مهمی ایفا می‌کند، ضریب رگرسیون (آر)[3] است. ضریب رگرسیونی قدرت توضیح‌دهندگی الگو را نشان می‌دهد. مقادیر آر بین صفر و یک متغیر بوده و مقدار یک نشان‌دهنده عدم وجود خطا در نتایج پیش‌بینی شده است. هم‌چنین از شبه‌سنج دقت طبقه‌بندی (سی‌سی‌آر)[4] برای مقایسه ساختارهای مختلف شبکه‌های عصبی و هیبریدی استفاده شده است. دقت طبقه‌بندی از مقایسه خروجی واقعی و خروجی شبکه و بررسی اختصاص درست هر ویژگی به دسته مربوط به خود آن‌ها حاصل می‌شود.

۳. نتایج

۳-۱. طبقه‌بندی به کمک شبکه عصبی و توابع یادگیری ۱- لونبرگ مارکوارت، ۲- بیزین و ۳- یادگیری پس انتشار ارتجاعی

در اجرای شبکه عصبی بی‌پی-اِفاِف برای طبقه‌بندی ویژگی‌های امواج صوتی منتشره از شناورها از ۷۰ درصد کل داده‌ها برای آموزش، ۱۵ درصد برای آزمون و ۱۵ درصد برای اعتبارسنجی استفاده شد. با توجه به دقت بالای حاصل‌شده در اجرای آزمایشی شبکه عصبی بی‌پی-اِفاِف در طبقه‌بندی شناورها به سه دسته، به جای طبقه‌بندی شناورها در سه محدوده از روش اختصاص ویژگی‌ها به هر یک از شناورها استفاده شد. در این شرایط نه شناور در نه دسته طبقه‌بندی شدند. در واقع توانایی شبکه عصبی بی‌پی-اِفاِف در اختصاص درست هر یک از ویژگی‌های استخراج‌شده از امواج صوتی به خود آن موج صوتی بررسی گردید. جدول ۲ نتایج اجرای شبکه عصبی بی‌پی-اِفاِف با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری مختلف را نشان می‌دهد. با توجه به جدول ۲ الگوریتم یادگیری بیزین دقت طبقه‌بندی بالاتری را نیز نشان می‌دهد. ضریب رگرسیونی الگوریتم بیزین بسیار نزدیک یک بوده و نشان از دقت بالای شبکه و مقدار خطای پایین آن دارد.

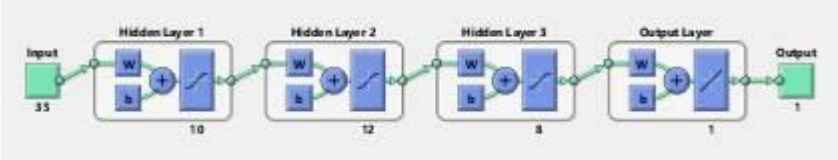
مقدار میانگین مربعات خطا نیز همان‌طور که براساس دقت طبقه‌بندی و ضریب رگرسیونی قابل پیش‌بینی است مقدار بسیار پایین ۰٫۰۹۵ حاصل شده است. با توجه به نتایج به‌دست‌آمده می‌توان گفت در این مرحله الگوریتم یادگیری بیزین و شبکه عصبی بی‌پی- اِفاِف دقت مناسبی برای طبقه‌بندی ویژگی‌های امواج صوتی منتشره از شناورها را دارند.

شکل ۵ ساختار شبکه عصبی بیزین با ۸-۱۲-۱۰ نرون در لایه‌های پنهان و جدول ۳ دقت طبقه‌بندی هر یک از شناورها را به‌صورت جداگانه نشان می‌دهند.

شکل ۶ نمودار رگرسیونی حالت کلی، آموزش و آزمون را در طبقه‌بندی به روش الگوریتم یادگیری بیزین نشان می‌دهد. با توجه به شکل ۶ مقدار ضریب رگرسیونی در شرایط آموزش ۰٫۹۹۹، در شرایط آزمون ۰٫۹۵۵ و در حالت کلی ۰٫۹۹۲ است.

با توجه به نمودار رگرسیونی شکل ۶، در حالت آموزش به دلیل ضریب رگرسیونی بالا تمرکز نقاط پیرامون خط رگرسیونی بیش‌تر بوده و دقت طبقه‌بندی نیز بالاتر است. با توجه به نمودار حالت کلی مشاهده می‌شود پراکندگی نقاط در شرایط آزمون پراکندگی نقاط پیرامون خط

[1] RMSE; Root Mean Square Error
[2] Out lier
[3] Regresion
[4] CCR; Correct Classification Rate



شکل ۵ ساختار شبکه عصبی بیزین با ۸-۱۲-۱۰ نرون در لایه‌های پنهان.

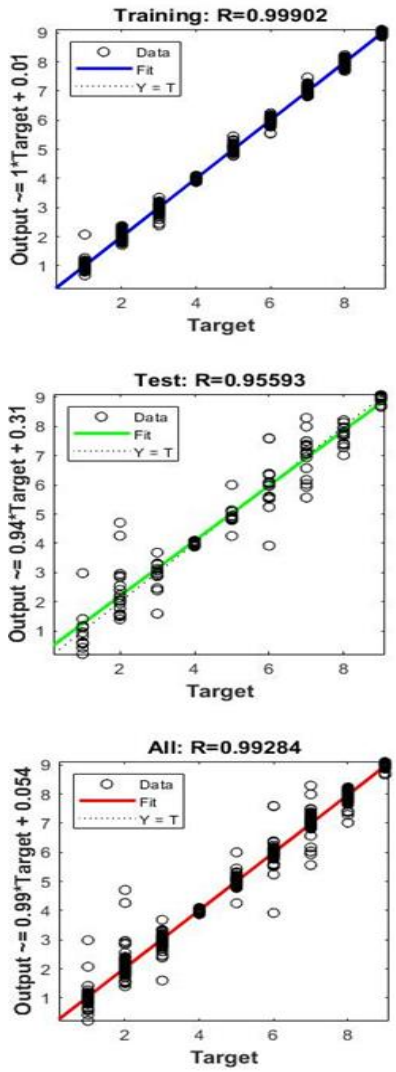
جدول ۳ دقت طبقه‌بندی هریک از شناورها را به‌صورت جداگانه.

الگوریتم یادگیری	شناورها								
	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹
بیزین	۹۴/۹۵	۹۷/۹۸	۹۴/۹۵	۱۰۰	۹۶/۹۷	۹۱/۹۲	۹۶/۹۷	۹۲/۹۳	۹۸/۹۹
لونبرگ مارکوارت	۷۷/۷۸	۹۱/۹۲	۸۰/۸۱	۱۰۰	۶۸/۶۹	۸۶/۸۷	۷۸/۷۹	۹۰/۸۹	۱۰۰
پس‌انتشار ارتجاعی	۶۴/۶۵	۸۱/۸۲	۷۵/۷۶	۹۶/۹۷	۷۴/۷۵	۷۸/۷۹	۸۳/۸۴	۸۴/۸۳	۹۸/۹۹

رگرسیونی بیش‌تر شده و ضریب رگرسیونی نیز کاهش پیدا کرده است. در نهایت، بیش‌تر پراکندگی‌ها در طبقه‌بندی ویژگی‌های شناور دو، اتفاق افتاده است که نشان می‌دهد داده‌های این شناور پراکندگی بالایی داشته و دقت طبقه‌بندی آن پایین‌تر از سایر شناورها است. همین‌طور شناورهای چهار و نه دارای نقاط متمرکز روی خط رگرسیونی هستند که نشان می‌دهد پراکندگی داده‌های آن‌ها کم‌تر بوده که منجر به دقت بالاتر در طبقه‌بندی آن‌ها شده است.

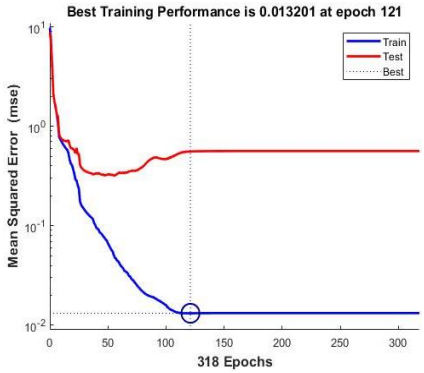
شکل ۷ نمودار عملکرد[1] شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم یادگیری بیزین را نشان می‌دهد.

با توجه به نمودار شکل ۷ مشاهده می‌شود که با افزایش اِپاک[2] میانگین مربعات خطا کاهش می‌یابد. این تغییر در میانگین مربعات خطا در مورد نمودار آموزش همواره نزولی بوده و در اِپاک برابر با ۱۲۱ به کم‌ترین مقدار خود رسیده و ثابت باقی می‌ماند در حالی‌که در مورد نمودار آزمون روند تغییرات ابتدا به‌صورت نزولی بوده و در ادامه با اندکی نوسان مواجه می‌شود و در نهایت در اِپاک برابر با ۱۲۱ به مقدار بهینه خود رسیده و ثابت باقی می‌ماند. علت وجود نوسان در نمودار آزمون به نظر می‌رسد ناشی از پراکندگی داده‌ها در برخی از شناورها باشد که فرایند طبقه‌بندی را به‌صورت مقطعی دچار سردرگمی می‌کند.



شکل ۶ نمودارهای رگرسیونی در طبقه‌بندی به روش الگوریتم یادگیری بیزین.

[1] Performance
[2] Epoch



شکل ۷ نمودار عملکرد شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم یادگیری بی‌آر.

۳-۲. نتایج طبقه‌بندی به کمک هیبرید اِی‌اِن‌اِن- جی‌اِی

در استفاده از الگوریتم اِی‌اِن‌اِن- جی‌اِی از دو رویه برای طبقه‌بندی استفاده شد در حالت اول مشابه شبکه عصبی بی‌پی- اِف‌اِف، دسته‌بندی به صورت نه شناور در نظر گرفته شد و ویژگی‌های هرکدام بررسی و نتایج طبقه‌بندی به‌دست آمد. در حالت دوم برای جبران زمان اجرای نسبتاً بالا در روش اول، از سه محدوده تعریف‌شده در مقاله برای دسته‌بندی شناورها استفاده شد که زمان پردازش را کاهش داد.

جدول ۴ نتایج اجرای هیبرید اِی‌اِن‌اِن- جی‌اِی را برای طبقه‌بندی شناورها در سه و نه دسته جداگانه نشان می‌دهد. ساختار بهینه برای هر دو حالت دسته‌بندی استفاده از دو لایه در لایه پنهان شبکه عصبی مصنوعی به‌دست آمد. البته تعداد نرون‌ها در لایه‌ها برای هر یک از حالت‌ها، مقادیر متفاوتی بود که در جدول ۴ آمده است. تابع تانژانت سیگموئیدی به عنوان تابع فعال‌سازی شبکه عصبی مصنوعی در هر دو حالت استفاده شد.

جدول ۵ ماتریس اغتشاش هیبرید اِی‌اِن‌اِن- جی‌اِی برای طبقه‌بندی شناورها در سه دسته را نشان می‌دهد. با توجه به جدول ۵ تعداد ۲۹۷ ویژگی برای شرایط آموزش و ۶۰ ویژگی برای شرایط آزمون مورد استفاده قرار گرفته است. در بررسی شرایط آزمون هیبرید اِی‌اِن‌اِن- جی‌اِی مشاهده می‌شود طبقه‌بندی برای دسته دو و سه دقت مشابهی داشته و دقت طبقه‌بندی شناورها در دسته یک نسبتاً کم‌تر است. با توجه به محدوده انتخابی برای وزن شناورها و با توجه به اینکه سعی شد تا شناورها از ابتدا، میانه و انتهای هر محدوده انتخاب شوند، در ماتریس اغتشاش مشاهده می‌شود که هیچ‌یک از شناورهای دسته یک در دسته سه و بالعکس به اشتباه طبقه‌بندی نشده‌اند و خطای شبکه در دسته‌بندی مربوط به دسته‌های همسایه با یکدیگر است که می‌تواند ناشی از نزدیک بودن ویژگی‌های شناور انتخاب شده در محدوده پایانی دسته یک و محدوده ابتدایی دسته دو باشد. همین‌طور برای دسته دو و سه نیز می‌توان این استنباط را بسط داد. جدول ۶ درصد طبقه‌بندی درست را برای هر یک از دسته‌ها به تفکیک نشان می‌دهد.

۳-۳. نتایج طبقه‌بندی به کمک هیبرید اِی‌اِن‌اِن- آی‌سی‌اِی

در اجرای هیبرید اِی‌اِن‌اِن- آی‌سی‌اِی از طبقه‌بندی پیش‌فرض تحقیق استفاده شد و نه شناور در سه دسته طبقه‌بندی شدند. ساختار بهینه برای شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده، از دو لایه در لایه پنهان تشکیل شده است که به ترتیب دارای شش و چهار نرون هستند. هم‌چنین از تابع اشباع خطی به عنوان تابع فعال‌سازی استفاده شد. در مجموع از ۸۹۱ ویژگی استخراج‌شده برای آموزش شبکه و از ۱۸۰ ویژگی برای آزمون شبکه استفاده شد. جدول ۷ شبه‌سنج‌های بهینه قابل تنظیم الگوریتم رقابت استعماری و نتایج اجرای هیبرید اِی‌اِن‌اِن- آی‌سی‌اِی برای طبقه‌بندی شناورها را نشان می‌دهد.

جدول ۴ نتایج اجرای هیبرید اِی‌اِن‌اِن- جی‌اِی برای طبقه‌بندی شناورها در سه و نه دسته جداگانه.

نوع طبقه‌بندی	ساختار بهینه شبکه عصبی	مقادیر بهینه ساختار جی‌اِی		دقت طبقه‌بندی (درصد)	ضریب رگرسیونی	اِم‌اِس‌ای	آر‌اِم‌اِس‌ای
		بیشینه تولیدمثل	اندازه جمعیت				
دسته سه تایی	۶-۸	۲۵	۱۵۰	۹۴	۰٫۹۸۷	۰٫۰۹۱	۰٫۳۰۱
دسته نه تایی	۱۰-۶	۳۰	۲۰۰	۵۲	۰٫۷۸۱	۰٫۰۸	۰٫۲۸۲

جدول ۵ ماتریس اغتشاش برای اِی‌اِن‌اِن- جی‌اِی طبقه‌بندی شناورها در سه دسته.

دسته	آزمون			دسته	آموزش		
	۳	۲	۱		۳	۲	۱
۱	۰	۵	۵۵	۱	۱۰	۳۰	۲۵۷
۲	۳	۵۷	۰	۲	۰	۲۵۳	۴۴
۳	۵۷	۳	۰	۳	۲۸۳	۹	۵

جدول ۶ درصد طبقه‌بندی درست برای هر یک از دسته‌ها به کمک روش اِی‌اِن‌اِن- جی‌اِی.

دسته	آموزش (درصد)	آزمون (درصد)
۱	۸۵/۵	۹۱/۶
۲	۸۵/۱	۹۵
۳	۹۵/۲	۹۵

با توجه به نتایج گزارش‌شده در جدول ۷ مشاهده می‌شود در بهینه‌ترین نقطه شبه‌سنج‌های قابل تنظیم هیبرید اِی‌اِن‌اِن- آی‌سی‌اِی دقت طبقه‌بندی ۷۷ درصد در شرایط آزمون به‌دست آمده است.

این مقدار کم‌تر از مقادیر حاصل‌شده از هیبرید اِی‌اِن‌اِن- جی‌اِی و شبکه عصبی پرسپترون پس‌انتشار با روی‌کرد پیشخور خطا و الگوریتم یادگیری بیزین است.

با اجرای اِی‌اِن‌اِن- آی‌سی‌اِی مشاهده شد با افزایش تعداد کشورها دقت شبکه افزایش می‌یابد اما هم‌راستا با آن مدت‌زمان پردازش نیز افزایش پیدا می‌کند که عامل نامطلوبی به‌شمار می‌رود. هم‌چنین مشاهده شد افزایش تعداد امپریالیست‌های اولیه و تعداد دهه‌ها تأثیر جزئی بر دقت طبقه‌بندی دارند که در مقایسه با افزایش زمان پردازش ناشی از افزایش مقادیر آن‌ها، قابل چشم‌پوشی بوده و مقادیر آن‌ها در نقاط نسبتاً بهینه ۲۰ و ۱۰۰ به‌ترتیب برای امپریالیست‌های اولیه و تعداد دهه‌ها ثابت نگه داشته شد. در تمامی ساختارهای مورد بررسی از دو لایه در لایه پنهان استفاده شد که گستره تغییرات نرون‌ها در هر کدام از ۲ تا ۱۲ نرون به صورت اعداد زوج بود. از شش مقدار ۲۰، ۴۰، ۶۰، ۸۰، ۱۰۰ و ۱۲۰ برای تعداد کشورها و از ده مقدار در بازه ۰/۵ تا ۰/۰۵ با فواصل یکسان برای نرخ انقلاب استفاده شد. مشاهده شد با کاهش نرخ انقلاب در اغلب موارد دقت طبقه‌بندی افزایش می‌یابد.

جدول ۸ ماتریس اغتشاش هیبرید اِی‌اِن‌اِن- آی‌سی‌اِی برای شرایط آموزش و آزمون در طبقه‌بندی شناورها به سه دسته عادی، سنگین و فوق سنگین را نشان می‌دهد. با توجه به جدول ۸ مشاهده می‌شود طبقه‌بندی دسته یک در شرایط آموزش و آزمون نسبت به دو دسته دیگر دقت پایین‌تری دارد به‌طوری‌که از ۲۹۷ ویژگی موجود در دسته یک فقط ۱۲۲ ویژگی به‌درستی به دسته یک نسبت داده شده است. در استفاده از هیبرید اِی‌اِن‌اِن- جی‌اِی نیز دقت پایین در طبقه‌بندی ویژگی‌های متعلق به دسته یک مشهود بود. این دقت پایین در دسته‌بندی ویژگی‌های دسته یک به نظر می‌رسد به محدود بودن گستره دسته یک نسبت به دسته دو و سه مربوط باشد.

جدول ۹ دقت طبقه‌بندی هر یک از دسته‌ها به کمک روش هیبرید اِی‌اِن‌اِن- آی‌سی‌اِی را نشان می‌دهد.

۴. بحث

مطالعه حاضر از روش‌های مختلف شبکه عصبی مصنوعی و هیبریدهای آن با الگوریتم‌های ژنتیک (اِی‌اِن‌اِن- جی‌اِی) و رقابت استعماری (اِی‌اِن‌اِن- آی‌سی‌اِی) استفاده کرد تا دقیق‌ترین طبقه‌بندی را از نه شناور براساس وزن آن‌ها ارائه دهد. برای این‌کار از دو روش به فراخور دقت حاصل‌شده و زمان پردازش الگوریتم استفاده‌شده، بهره گرفته شد. اساس طبقه‌بندی بر اختصاص ویژگی‌های استخراج‌شده از هر موج صوتی ضبط‌شده از شناور

جدول ۷ شبه‌سنج‌های بهینه قابل تنظیم الگوریتم آی‌سی‌اِی و نتایج اجرای هیبرید اِی‌اِن‌اِن- آی‌سی‌اِی برای طبقه‌بندی شناورها.

ساختار بهینه شبکه عصبی مصنوعی	مقادیر بهینه شبه‌سنج‌های الگوریتم رقابت استعماری				دقت طبقه‌بندی (درصد)	ضریب رگرسیونی	اِم‌اِس‌اِی	آر‌اِم‌اِس‌اِی
	تعداد کشورها	تعداد استعمارگرهای اولیه	تعداد دهه‌ها	نرخ انقلاب				
۶-۴	۱۲۰	۲۰	۱۰۰	۰/۰۵	۷۷	۰/۸۶۲	۰/۱۳	۰/۱۲۷

جدول ۸ ماتریس اغتشاش اِی‌اِن‌اِن-آی‌سی‌اِی برای شرایط آموزش و آزمون.

دسته‌بندی	آموزش			دسته‌بندی	آزمون		
	۳	۲	۱		۳	۲	۱
۱	۲۴	۱۴	۲۲	۱	۷۸	۹۷	۱۲۲
۲	۲	۵۵	۳	۲	۱۰	۲۷۶	۱۱
۳	۵۷	۳	۰	۳	۲۸۹	۶	۲

جدول ۹ دقت طبقه‌بندی هر یک از دسته‌ها به کمک روش اِی‌اِن‌اِن-آی‌سی‌اِی.

دسته	آموزش (درصد)	آزمون (درصد)
۱	۴۱	۳۶٫۶
۲	۹۲٫۹	۹۱٫۶
۳	۹۷٫۳	۹۵

به آن شناور انتخاب شد. برای استخراج ویژگی‌ها از روش اِم‌اِف‌سی‌سی موجود در تولباکس نرم‌افزار متلب استفاده شد. با توجه به دقت بالا و زمان پردازش کم‌تر شبکه عصبی بی‌پی-اِف‌اِف با توابع یادگیری لونبرگ مارکوارت، بیزین و پس‌انتشار ارتجاعی، از روش اختصاص ویژگی‌ها به هر یک از شناورها استفاده شد و نه شناور به عنوان نه دسته به شبکه عصبی معرفی گردیدند. در استفاده از هیبرید اِی‌اِن‌اِن-جی‌اِی از هر دو روش استفاده شد و در استفاده از هیبرید اِی‌اِن‌اِن-آی‌سی‌اِی به دسته‌بندی در سه گروه سه‌تایی از شناورها براساس محدوده وزنی آن‌ها اکتفا گردید.

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

در مطالعه حاضر نسبت به مطالعه [۱۹] از روش‌های جدیدتری در حوزه طبقه‌بندی به کمک هوش مصنوعی استفاده شده است. هم‌چنین در مقایسه با مطالعه‌ی منبع [۲۰] در مورد بررسی علامت‌های گسیل‌یافته از شناورها، آن‌ها از تبدیل ویولت در حوزه استخراج ویژگی و از شبکه‌های پرسپترون چندلایه[1] و طبقه‌بند هسته تطبیقی[2] در حوزه دسته‌بندی استفاده کردند. در حالی‌که در مطالعه حاضر از روش اِم‌اِف‌سی‌سی و هیبریدهای شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم‌های جی‌اِی و آی‌سی‌اِی بهره گرفته شده است. که با بررسی نتایج دو مطالعه مشاهده می‌شود که بیشینه دقت ارائه‌شده در این مطالعه ۹۶ درصد بوده که در مطالعه حاضر با استفاده از روش پیشنهادی این دقت به ۱۰۰ درصد رسیده است. در منبع [۸] 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. منبع [۱۰] برای دسته‌بندی شناورها براساس آبخور شناور از تبدیل‌های اِس و الکس 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 منبع [۱۰] نیز بیش‌تر شده است.

۵. نتیجه‌گیری

شناسایی و طبقه‌بندی شناورها براساس وزن آن‌ها از روی امواج صوتی منتشرشده از شناورها در مطالعه حاضر بررسی شد. نتایج نشان دادند بالاترین دقت طبقه‌بندی در مجموع مربوط به طبقه‌بند شبکه عصبی بی‌پی-اِف‌اِف با تابع یادگیری بی‌آر و با ساختار بهینه ۸-۱۲-۱۰ و تابع فعال‌سازی تانژانت سیگموئیدی با مقدار ۹۶ درصد است. تحلیل نمودارهای رگرسیونی آن نیز از تمرکز بالای نقاط، پیرامون خط رگرسیونی حکایت دارد که دقت بالای طبقه‌بندی را نشان می‌دهد. دقت طبقه‌بندی در استفاده از اِی‌اِن‌اِن-جی‌اِی نیز با مقدار ۹۴ درصد دقت قابل قبولی را برای طبقه‌بندی ارائه کرده است اما مشکل اصلی در استفاده از آن، زمان پردازش بالای آن است که در کاربردهای عملی از معایب این روش به حساب می‌آید.

[1] MLP
[2] AKC

هیبرید اِی‌اِن‌اِن- آی‌سی‌اِی در بهینه‌ترین ساختار خود دقت ۷۷ درصد را ارائه داده است که به عنوان دقت کافی برای طبقه‌بندی شناورها تشخیص داده نشد.

تقدیر و تشکر

نویسندگان از حمایت دانشگاه صنعتی شریف تشکر می‌نمایند.

تضاد منافع

این مطالعه تضاد منافع ندارد.

فهرست منابع

[1] J. Kennedy, R. Eberhart, "Particle Swarm Optimization," IEEE International Conference on Neural Networks, vol. 4, pp. 1942-1948, 1995.
[2] E. Bonabeau, M. Dorigo, G. Theraulaz, "Swarm Intelligence: From Natural to Artificial Systems," Oxford University Press, New York, 1999.
[3] M. Dorigo, M. Birattari, T. Stutzle, "Ant colony optimization," Computational Intelligence Magazine, vol. 1, no. 4, pp. 28-39, 2006.
[4] C.H. Chen, J.D. Lee, M.C. Lin, "Classification of underwater signals using neural networks," Tamkang Journal of Science and Engineering, vol. 3, no. 1, pp. 31-48, 2000.
[5] B.P. Howell, S. Wood, "Passive sonar recognition and analysis using hybrid neural networks," Proceedings of Oceans, vol. 4, pp. 1917-1922, 2003.
[6] W.M.X. Zimmer, J. Harwood. P. Tyack, M.P. Johnson, P.T. Madsen, "Passive acoustic detection of deep-diving beaked whales," The Journal of the Acoustical Society of America, vol. 124, no. 5, pp. 2823-2832, 2008.
[7] X. Luo, Y. Feng, M. Zhang, "An underwater acoustic target recognition method based on combined feature with automatic coding and reconstruction," IEEE, vol. 9, pp. 63841–63854, 2021.
[8] 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.
[9] H. Wu, Q. Song, G. Jin, "Deep Learning based Framework for Underwater Acoustic Signal Recognition and Classification," Proceeding of the 2018 2nd International Conference on Computer Science and Artificial Intelligence, pp. 385-388, 2018.
[10] D. Li-Da, W. Shi-Lian, Zh. Wei, "Modulation classification of underwater acoustic communication signals based on deep learning," IEEE Kobe Techno-Oceans, pp. 1-4, 2018.
[11] F. Hong, C. Liu, L. Guo, F. Chen, H. Feng, "Underwater acoustic target recognition with a residual network and the optimized feature extraction method," Applied Sciences, vol. 11, 2021.
[12] O. Yaman, E. Aydemir, "A new depth classification method based on underwater acoustics for naval defense applications," European Journal of Science and Technology, vol. 31, no. 1, pp. 1-7, 2021.
[13] X.C. Han, C. Ren, L. Wang, Y. Bai, "Underwater acoustic target recognition method based on a joint neural network," Plos One, vol. 17, no. 4, 2022.
[14] S. AgaAzizi, M. Rasekh, Y. Abbaspour-Gilandeh, M.H. Kianmehr, "Identification of impurity in wheat mass based on video processing using artificial neural network and PSO algorithm," Journal of Food Process Preserv, pp.1-13, 2020.
[15] S. Kalogirou, S. Panteliou, A. Dentsoras, "Artificial neural networks used for the performance prediction of a thermosiphon solar water heater," Renewable Energy, vol. 18, no. 1, pp. 87-99, 1999.
[16] B.P. Dubey, S.G. Bhagwat, S.P. Shouche, J.K. Sainis, "Potential of Artificial Neural Networks in Varietal Identification using Morphometry of Wheat Grains," Biosystems Engineering, vol. 95, no. 1, pp. 61–67, 2006.
[17] D.E. Goldberg, "Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning," 1989.
[18] J. Li, A.D. Heap, "A review of spatial interpolation methods for environmental scientists," Geoscience Australia Record, vol. 23, pp.137, 2008.
[19] 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.
[20] C.H. Chen, J. Der Lee, M.C. Lin, "Classification of underwater signals using neural networks," Tamkang Journal of Science and Engineering, vol. 3, no. 1, pp. 31-48, 2000.