

## Prediction and Optimization of Ultrasound-Assisted Removal of Estrogen Hormones from Municipal Wastewater Using Artificial Neural Network and Genetic Algorithm: A Review Approach

Nasrin Mousavikia<sup>1</sup>, Farzaneh Mohammadi<sup>2</sup>, Hasti Hasheminejad<sup>3</sup>

### Review Article

#### Abstract

**Background:** Estrogens are one of the micropollutants in the wastewater which have detrimental effects on water living organisms. There are many reports documenting the adverse effects of estrogen hormones, such as feminization of fish, in the environment. One of the major sources of these compounds is municipal wastewater effluents. The biological processes at municipal wastewater treatment plants cannot completely remove these compounds. Therefore, a method for the treatment of hormones is needed. The ultrasonic method is an effective process for elimination of micropollutants. This study aimed to model and optimize the removal of two hormones [estrone (E1) and 17 beta-estradiol (E2)] from the wastewater by ultrasound method using artificial neural network (ANN) with genetic algorithm (GA) approach.

**Methods:** A literature review was performed from years 2000 to 2021 and the results of related studies were applied for modeling. A two-layer Feed-Forward Back-Propagation Neural Network (FFBPNN) model was designed. Various training algorithms were evaluated and the Levenberg Marquardt (LM) algorithm was selected as the best one.

**Findings:** Existence of 12 neurons in the hidden layer led to the highest correlation coefficient (r) and the lowest mean squared error (MSE) and mean absolute error (MAE). The results of the GA determined the optimum performance conditions. Therefore, increasing in pH and power density increased the efficiency of removing hormones from the wastewater.

**Conclusion:** Finally, a sensitivity analysis was performed using ANN-GA and Spearman correlation, and the results were completely compatible.

**Keywords:** Estrogens; Ultrasonic waves; Waste water; Artificial intelligence; Computer simulation

**Citation:** Mousavikia N, Mohammadi F, Hasheminejad H. **Prediction and Optimization of Ultrasound-Assisted Removal of Estrogen Hormones from Municipal Wastewater Using Artificial Neural Network and Genetic Algorithm: A Review Approach.** J Health Syst Res 2022; 18(2): 83-94.

1- MSc Student, Department of Civil Engineering, Isfahan University of Technology, Isfahan, Iran

2- Assistant Professor, Department of Environmental Health Engineering, School of Health, Isfahan University of Medical Sciences, Isfahan, Iran

3- Assistant Professor, Department of Civil Engineering, Isfahan University of Technology, Isfahan, Iran

**Corresponding Author:** Hasti Hasheminejad; Assistant Professor, Department of Civil Engineering, Isfahan University of Technology, Isfahan, Iran; Email: hhasheminejad@iut.ac.ir

## پیش‌بینی و بهینه‌سازی شاخص‌های حذف هورمون‌های استروئیدی از فاضلاب شهری به روش اولتراسوند با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک: یک رویکرد مروری

نسرین موسوی‌کیا<sup>۱</sup>، فرزانه محمدی<sup>۲</sup>، هستی هاشمی‌نژاد<sup>۳</sup>

### مقاله مروری

### چکیده

**مقدمه:** استروژن‌ها از ریزآلاینده‌های فاضلاب به شمار می‌روند که اثرات مخربی بر موجودات زنده آب می‌گذارند. گزارش‌های زیادی اثرات نامطلوب مانند زنانه شدن ماهی‌ها، هورمون‌های استروژن در محیط را مستند می‌کند. یکی از منابع عمده این ترکیبات، پساب‌های فاضلاب شهری است. فرایندهای بیولوژیکی در تصفیه‌خانه‌های فاضلاب شهری نمی‌تواند این ترکیبات را به طور کامل حذف کند. بنابراین، روشی برای تصفیه هورمون‌ها مورد نیاز است. روش اولتراسونیک فرایند مؤثری برای حذف ریزآلاینده‌ها می‌باشد. هدف از انجام پژوهش حاضر، مدل‌سازی و بهینه‌سازی حذف دو هورمون [استرون (E1) و ۱۷ بتااسترادیول (E2)] از فاضلاب به روش اولتراسوند با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (Artificial neural network یا ANN) با رویکرد الگوریتم ژنتیک (Genetic algorithms یا GA) بود.

**روش‌ها:** بررسی متون از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۱ انجام شد و نتایج مطالعات مرتبط، برای مدل‌سازی مورد استفاده قرار گرفت. یک مدل شبکه‌ای دو لایه -Feed-Forward Back-Propagation Neural Network (FFBPNN) طراحی شد. الگوریتم‌های آموزشی مختلف مورد ارزیابی قرار گرفت و الگوریتم Levenberg Marquardt (LM) به عنوان بهترین الگوریتم انتخاب گردید.

**یافته‌ها:** وجود ۱۲ نورون در لایه پنهان، منجر به بالاترین R (ضریب همبستگی) و کمترین خطای میانگین مربعات (Mean squared error یا MSE) و خطای مطلق میانگین (Mean absolute error یا MAE) شد. نتایج GA شرایط بهینه عملکرد را تعیین کرد. بدین ترتیب، افزایش pH و Power density، راندمان حذف هورمون‌ها از فاضلاب را افزایش می‌دهد.

**نتیجه‌گیری:** در نهایت، تجزیه و تحلیل حساسیت با استفاده از ANN-GA و همبستگی Spearman انجام شد و نتایج کاملاً سازگار بود.

**واژه‌های کلیدی:** استروژن‌ها؛ امواج اولتراسونیک؛ فاضلاب؛ هوش مصنوعی؛ شبیه‌سازی کامپیوتری

**ارجاع:** موسوی‌کیا نسرین، محمدی فرزانه، هاشمی‌نژاد هستی. پیش‌بینی و بهینه‌سازی شاخص‌های حذف هورمون‌های استروئیدی از فاضلاب شهری به روش اولتراسوند با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک: یک رویکرد مروری. مجله تحقیقات نظام سلامت ۱۴۰۱؛ ۱۸ (۲): ۸۳-۹۴

تاریخ چاپ: ۱۴۰۱/۴/۱۵

پذیرش مقاله: ۱۴۰۱/۱/۲۰

دریافت مقاله: ۱۴۰۰/۶/۶

فاضلاب بدون تغییر باقی بماند و از طریق تخلیه پساب، در محیط زیست و منابع آب وارد شود.

هورمون‌های استروئیدی مختل‌کننده غدد درون‌ریز بدن هستند که به دلیل اثرات منفی بر تعادل سلامت انسان، حیوانات و اکوسیستم، به یکی از مهم‌ترین نگرانی‌ها تبدیل شده‌اند. استروژن در غلظت‌های بسیار کم (کمتر از ۰/۱ نانوگرم در لیتر) با تولید مثل انسان، دام و حیات وحش تداخل پیدا می‌کند و اثر محرکی بر رشد تومور دارد (۲).

افزایش سطح هورمون‌ها در منابع آب و فاضلاب، توجه بیشتر محققان را به خود جلب کرده است. برخی از مطالعات بر روی هورمون‌ها به روش‌های حذف یا کاهش آن‌ها از فاضلاب نسبت داده شده است. از جمله مهم‌ترین روش‌های حذف هورمون‌ها از آب و فاضلاب می‌توان به لجن فعال همراه با

### مقدمه

در کنار آلاینده‌های مختلف تولیدی از صنایع و دیگر فعالیت‌های انسان، امروزه ترکیباتی مورد توجه محققان قرار گرفته است که با غلظت کم در محیط موجود می‌باشد، اما در حال حاضر اثرات آن‌ها بر محیط زیست و سلامت انسان و آبیان ناشناخته است. این ترکیبات تحت عنوان آلاینده‌های نوظهور شناخته شده است و دسته‌بندی می‌گردد. هورمون‌های استروئیدی یکی از آلاینده‌های نوظهور در منابع آبی به شمار می‌روند که اثرات مخربی بر روی آبیان دارند. این هورمون‌ها را می‌توان بر اساس ساختار مولکولی آن‌ها، در سه گروه استروئیدی، آمینواسیدی و پپتیدی دسته‌بندی نمود. از جمله مهم‌ترین هورمون‌ها، استرون (E1) و بتااسترادیول (E2) هستند که توسط همه انسان‌ها و حیوانات دفع می‌شوند و وارد فاضلاب می‌گردند (۱). این ریز آلاینده می‌تواند در تصفیه‌خانه

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی اصفهان، اصفهان، ایران

۲- استادیار، گروه مهندسی بهداشت محیط، دانشکده بهداشت، دانشگاه علوم پزشکی اصفهان، اصفهان، ایران

۳- استادیار، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی اصفهان، اصفهان، ایران

نویسنده مسؤول: هستی هاشمی‌نژاد؛ استادیار، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی اصفهان، اصفهان، ایران

برای یافتن فرمول بهینه جهت پیش‌بینی با تطبیق الگو استفاده می‌کند (۱۲). پژوهش حاضر با هدف مدل‌سازی حذف هورمون E1 و E2 به روش اولتراسوند انجام شد. بدین ترتیب، مروری بر روی مطالعات انجام گرفته در محدوده سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۱ انجام شد و نتایج این بررسی مرور متون مدل‌سازی شد و برهم‌کنش متغیرهایی مانند اثر مدت زمان در معرض قرار گرفتن امواج اولتراسوند، pH، فرکانس، قدرت فراصوت، مساحت سطح مقطع حسگر و حجم نمونه بر راندمان حذف هورمون مورد ارزیابی قرار گرفت. برای پیش‌بینی بهره‌وری حذف آلاینده در شرایط مختلف، مدل ANN توسعه یافته و GA برای تعیین نقطه بهینه عملکرد سیستم استفاده گردید.

### روش‌ها

این تحقیق بر اساس تجزیه و تحلیل داده‌های ثانویه و بررسی قانونی از مقالات منتشر شده انجام شد. پژوهش حاضر بر اساس یک رویکرد مروری بود که سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۱ را پوشش می‌دهد و در آن از چندین پایگاه وب علمی مانند Google Scholar, Scopus, PubMed, Web of science, ScienceDirect, ProQuest, Google, گنج و ایرانداک استفاده گردید. کلید واژه‌های «مدل‌سازی، ریزآلاینده‌ها، هورمون‌ها، اولتراسوند، حذف، فاضلاب» مورد استفاده قرار گرفت. در این مطالعه، متون ۱۲ مرجع در زمینه مورد بررسی انتخاب شد که حذف هورمون‌ها به روش اولتراسوند را شرح می‌داد. در نهایت، داده‌های سه مقاله که دارای ویژگی‌های فیزیوشیمیایی ذکر شده در جدول ۱ بود، برای اهداف تحقیق استفاده گردید (جدول ۲).

فلویدیاگرام مراحل تحقیق به صورت شکل ۱ ارائه شده است.

**شرح شاخص‌های انتخاب شده:** در مطالعه حاضر، تأثیر قدرت فراصوت، فرکانس و زمان قرار گرفتن در معرض و همچنین، pH اولیه فاضلاب بر کاهش هورمون‌های E1 و E2 مورد بررسی قرار گرفت. بدین منظور،  $Pd = \frac{Pinput}{V}$  (به عنوان نسبت توان ورودی (Pinput) به حجم (V))،  $Pi = \frac{Pinput}{Ap}$  (به عنوان نسبت توان ورودی به نمونه [رابطه (۱)] و  $AP$  [رابطه (۲)] تعریف شد. متغیرهای مستقل و پاسخ‌های (وابسته) مورد بررسی و سطوح آن‌ها در جدول ۳ ارائه شده است. علاوه بر این، ویژگی‌های راکتور اولتراسوند در شکل ۲ آورده شده است.

$$Pd = \frac{Pinput}{V} \quad \text{رابطه ۱}$$

$$Pi = \frac{Pinput}{Ap} \quad \text{رابطه ۲}$$

کاهش بیولوژیکی مواد مغذی (Biological nutrient removal یا BNR) (۳)، بدون کاهش بیولوژیکی مواد مغذی (None-BNR یا nBNR) (۴)، اکسیداسیون (۵)، لاگون هواهی (۶)، ترکیب نانوفیلتراسیون و اسمز معکوس (۷)، جذب کربن فعال (۸)، فرایند پراکسون (۹)، کلرزی آب و تخریب با نور مانند فنتون (۱۰) اشاره نمود. تحقیقات صورت گرفته نشان داده است که برخی از این روش‌ها کارایی قابل قبولی برای کاهش هورمون‌ها را ندارند (۱۰-۳). طبق نتایج برخی پژوهش‌ها، روش‌های تصفیه بیولوژیکی و فرایندهای پیشرفته تصفیه، توانایی بهتری برای حذف یا کاهش مقدار هورمون‌ها دارند. تصفیه بیولوژیکی می‌تواند هورمون‌ها را از بین ببرد، اما برخی از هورمون‌ها در پساب باقی می‌مانند. توانایی حذف هورمون در فرایندهای پیشرفته، بالاتر است، اما آن‌ها با دو مشکل «محدودیت در هزینه‌های بالا و تولید محصولات جانبی خطرناک» مواجه هستند. یکی از مؤثرترین روش‌های حذف هورمون‌ها که امروزه مورد توجه قرار گرفته است، روش اولتراسوند می‌باشد. از مهم‌ترین مزایای این روش می‌توان به عدم تولید محصولات جانبی و نیاز به انرژی برق کم اشاره نمود که به عنوان یک روش سبز شناخته می‌شود (۲).

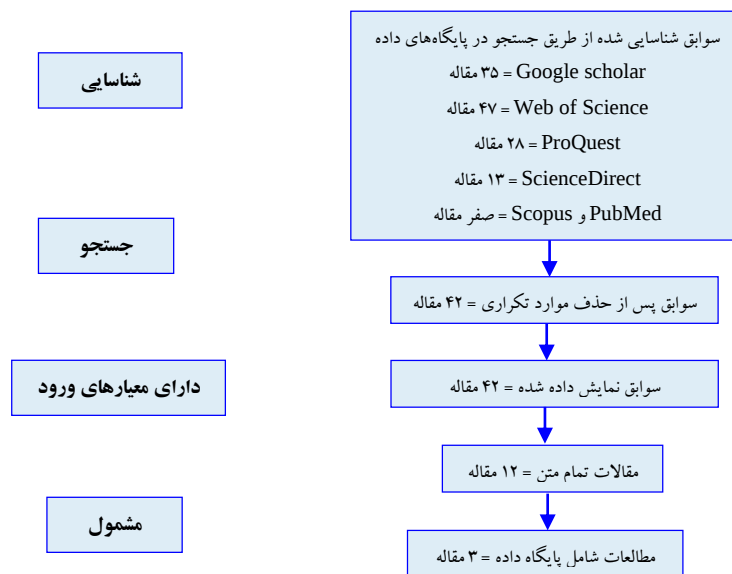
یکی دیگر از چالش‌های موجود در تصفیه فاضلاب به پویایی آن برمی‌گردد که از جمله این موارد می‌توان تغییرات زیاد در دبی، غلظت و ترکیبات فاضلاب ورودی را نام برد. علاوه بر این، کنترل این تغییرات تا حد زیادی امکان‌پذیر نیست. بدین ترتیب، استفاده از مدل‌سازی‌ها و شبیه‌سازی‌های کامپیوتری برای توصیف، پیش‌بینی و کنترل فرایندها با فعل و انفعالات پیچیده ضروری است. مدل‌سازی همراه با مطالعات آزمایشگاهی، نقش مهمی در بهینه‌سازی اطلاعات و ذخیره زمان و هزینه دارد. مدلی که بتواند هرچه بهتر خصوصیات، ویژگی‌ها و عملکرد یک سیستم را پیش‌بینی کند، بی‌شک مدل برتری است. برای پیش‌بینی فرایندهای پیچیده حذف آلاینده‌ها در محیط زیست، از مدل‌هایی مانند روش سطح پاسخ (Response surface methodology یا RSM) و شبکه‌های عصبی مصنوعی (Artificial neural networks یا ANN) استفاده می‌شود. بر اساس مطالعات صورت گرفته توسط محققان، پاسخ ANN برای تحلیل فرایندهای حاوی باکتری با شرایط پیچیده‌ای که بر آن حاکم است، بسیار مناسب می‌باشد. ANN سیستم‌ها و روش‌های محاسباتی نوین برای یادگیری ماشینی، نمایش دانش و در انتها اعمال دانش به دست آمده در جهت پیش‌بینی پاسخ‌های خروجی از سامانه‌های پیچیده هستند (۱۱). رویکرد الگوریتم ژنتیک (Genetic algorithms یا GA) تکنیک جستجو در علم رایانه برای یافتن راه‌حل تقریبی برای بهینه‌سازی مدل، ریاضی و مسایل جستجو است که از تکنیک‌های زیست‌شناسی فرگشتی مانند وراثت، جهش زیست‌شناسی و اصول انتخابی Darwin

جدول ۱. خواص فیزیوشیمیایی هورمون‌های استروئیدی (۱۳)

| هورمون           | فرمول مولکولی | وزن مولکولی (گرم بر مول) | حلالیت در آب در دمای ۲۵ درجه سانتی‌گراد (میلی‌گرم بر لیتر) | (Koc) Log | (Kow) Log | ساختار مولکولی |
|------------------|---------------|--------------------------|------------------------------------------------------------|-----------|-----------|----------------|
| بتاسترادیول (E2) | C18H24O2      | ۲۷۲/۳۸                   | ۸۲                                                         | ۲/۹۰      | ۴/۰۹      |                |
| استرون (E1)      | C18H22O2      | ۲۷۰/۳۷                   | ۱۴۷                                                        | ۳/۰۲      | ۳/۴۳      |                |

جدول ۲. منابع مورد بررسی

| مجموعه داده | منبع                      | شاخص‌ها                                                                                           | نام مقاله                                                                                                                                                                  |
|-------------|---------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| -           | Belgiorno و همکاران (۱۴)  | غلظت (میل‌گرم در لیتر)، pH، زمان پاسخ، غلظت کاتالیزور و اکسیدان                                   | Review on endocrine disrupting-emerging compounds in urban wastewater: occurrence and removal by photocatalysis and ultrasonic irradiation for wastewater reuse            |
| ✓           | Suri و همکاران (۱۵)       | pH، مدت زمان قرار گرفتن در معرض اولتراسوند، فرکانس، قدرت اولتراسوند، سطح مقطع پروپ، اندازه رآکتور | Ultrasound assisted destruction of estrogen hormones in aqueous solution: Effect of power density, power intensity and reactor configuration                               |
| ✓           | Fu و همکاران (۱۶)         | pH، مدت زمان قرار گرفتن در معرض اولتراسوند، فرکانس، قدرت اولتراسوند، سطح مقطع پروپ، اندازه رآکتور | Ultrasound-induced destruction of low levels of estrogen hormones in aqueous solutions                                                                                     |
| -           | Naddeo و همکاران (۱۷)     | pH، زمان، غلظت اولیه مواد دارویی، دما (درجه سانتی‌گراد)                                           | Fate of pharmaceuticals in contaminated urban wastewater effluent under ultrasonic irradiation                                                                             |
| -           | Silva و همکاران (۱۸)      | -                                                                                                 | Processes for the elimination of estrogenic steroid hormones from water: A review                                                                                          |
| -           | Kotowska و همکاران (۱۹)   | اثر حجم حلال، اثر تکان دادن دستی نمونه، نوع و مقدار نمک بافر، زمان استخراج                        | Determination of phenols and pharmaceuticals in municipal wastewaters from Polish treatment plants by ultrasound-assisted emulsification                                   |
| -           | Tran و همکاران (۲۰)       | حالت پردازش، توان (وات)، فرکانس (کیلوهرتز)                                                        | Sonochemical techniques to degrade pharmaceutical organic pollutants                                                                                                       |
| -           | Kapelewska و همکاران (۲۱) | زمان ماند (دقیقه)، حجم حلال استخراج                                                               | Determination of personal care products and hormones in leachate and groundwater from Polish MSW landfills by ultrasound-assisted emulsification microextraction and GC-MS |
| -           | Rayaroth و همکاران (۲۲)   | فرکانس (کیلوهرتز)، قدرت، pH، دما (درجه سانتی‌گراد)                                                | Degradation of pharmaceuticals by ultrasound-based advanced oxidation process                                                                                              |
| -           | Tran و همکاران (۲۰)       | فرکانس (کیلوهرتز)، توان (وات)، زمان (دقیقه)                                                       | Production of hydroxyl free radical, the main mechanism for removing steroid hormones by ultrasound                                                                        |
| -           | Chu و همکاران (۲۳)        | pH، دما (درجه سانتی‌گراد)، فرکانس اولتراسوند، قدرت، نوع رآکتور، غلظت (میلی‌گرم در لیتر)           | Ultrasonic treatment of endocrine disrupting compounds, pharmaceuticals, and personal care products in water: A review                                                     |
| ✓           | رودباری و رضاکاظمی (۲)    | pH، فرکانس، قدرت اولتراسوند، سطح مقطع پروپ، اندازه رآکتور                                         | Hormones removal from municipal wastewater using ultrasound                                                                                                                |



شکل ۱. مراحل تحقیق

ANNهای گوناگون برای کاربردهای مختلف ارایه شده است، اما پرکاربردترین آن‌ها در زمینه مهندسی محیط زیست، ANNهای پرسپترونی چند لایه‌ای Feed-Forward Back-Propagation Neural Network (FFBPNN) می‌باشد (۲۴، ۲۵). در ANN، یک یا چند ورودی و همچنین، تعدادی خروجی وجود دارد.

شبکه FFBPNN شامل چندین لایه از جمله «لایه ورودی، لایه مخفی و لایه خروجی» می‌باشد و هر لایه از چندین نورون تشکیل شده است که در آن‌ها تعداد نورون‌های لایه‌های پنهان از اهمیت ویژه‌ای برای دریافت پاسخ برخوردار است (روابط ۳-۵). وزن‌ها برای تعیین رابطه بین لایه‌ها تعیین می‌شوند. شبکه از طریق داده‌های آزمایشگاهی آموزش می‌بیند. برای دستیابی به پاسخ مناسب، خطا بین متغیر پاسخ واقعی و پیش‌بینی شده به شبکه ورودی برگشت داده می‌شود که وزن‌ها را تغییر می‌دهد (۲۶) که  $\alpha$ ،  $n_h$  و  $n$  به ترتیب تعداد نورون‌های ورودی، نورون‌های خروجی سلول‌های عصبی لایه پنهان و تعداد مجموعه داده‌ها می‌باشد. صرف نظر از روشی که برای انتخاب محدوده تعداد نورون لایه پنهان استفاده شده است، قاعده همیشه این است که شبکه‌ای انتخاب شود که در مجموعه آزمایش با حداقل تعداد سلول‌های عصبی پنهان بهترین عملکرد را دارد (۲۷-۲۵).

$$\frac{2(i+o)}{3} < n_h < i(i+o) - 1 \quad \text{رابطه ۳}$$

$$0.5i - 2 < n_h < 2i + 2 \quad \text{رابطه ۴}$$

$$\frac{n}{\alpha(i+o)} < n_h < \frac{n}{\alpha(i+o)} \quad 1 < \alpha < 10 \quad \text{رابطه ۵}$$

شکل ۳ نتایج بهترین ANN را نشان می‌دهد.

وزن‌ها را می‌توان به عنوان قدرت اتصال بین گره‌هایی که ضرایب بسیار مؤثری در تبدیل ورودی بر خروجی دارند، تعریف کرد. برای کاهش خطای پیش‌بینی، تفاوت بین پاسخ پیش‌بینی شده و پاسخ واقعی از طریق الگوریتم آموزش به شبکه برمی‌گردد و وزن‌ها و بایاس‌ها بر این اساس اصلاح می‌شوند.

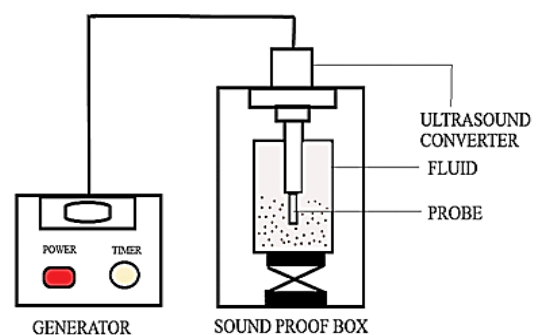
جدول ۳. دامنه متغیرهای آزمایشی بر اساس طراحی آزمایش (۱۶، ۱۵، ۲)

| متغیرهای مستقل | واحد                  | دامنه    |
|----------------|-----------------------|----------|
| pH             | -                     | ۳-۲۰     |
| Pd             | وات بر میلی لیتر      | ۲/۱۰۰/۰۵ |
| فرکانس (f)     | کیلوهرتز              | ۶۰-۲۰    |
| زمان (t)       | دقیقه                 | ۱۲۰-۱۰   |
| قطر پروب       | سانتی متر             | ۵/۵-۲    |
| Pi             | وات بر سانتی متر مربع | ۳۵-۱۳    |
| متغیر پاسخ‌ها  | واحد                  |          |
| میزان حذف      | درصد                  |          |

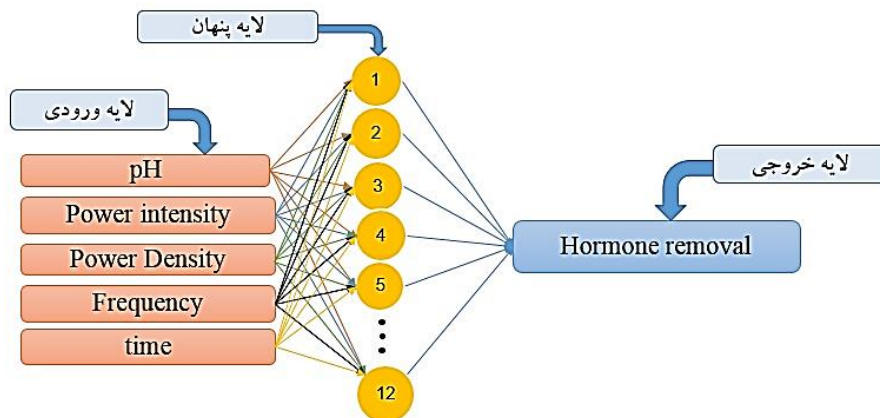
Pd: Power density; Pi: Power intensity

### یافته‌ها

شبکه‌های عصبی مصنوعی: از ANN برای تعیین روابط غیر خطی بین متغیرها استفاده می‌شود. در تحقیق حاضر از جعبه ابزار شبکه عصبی Matlab (نسخه ۲۰۱۴ b) برای مدل‌سازی استفاده گردید.



شکل ۲. نمای شماتیکی از رآکتور اولتراسونیک



شکل ۳. یک شبکه عصبی با یک لایه میانی

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Y_{exp} - Y_{pred})^2}{\sum_{i=1}^n (Y_{exp} - \bar{Y}_{exp})^2} \quad \text{رابطه ۸}$$

$$MAE = 1/n \sum_{i=1}^n |Y_{exp} - Y_{pred}| \quad \text{رابطه ۹}$$

در شکل ۴ خطای رگرسیون نمایش داده شده است.

**تجزیه و تحلیل حساسیت با استفاده از ANN-Levenberg Marquardt** تجزیه و تحلیل حساسیت یک سیستم، چگونگی حساسیت متغیرهای پیش‌بینی شده (خروجی سیستم) به متغیرهای مستقل ورودی را بررسی می‌کند (۳۳). مطالعه حاضر از پیش‌بینی حذف هورمون‌های E1 و E2، باید برای هر شاخص ورودی را تخمین بزند. همچنین، از ضریب همبستگی Spearman با توجه به داده‌های کمی موجود برای تجزیه و تحلیل حساسیت استفاده گردید. این آزمون در نرم‌افزار SPSS نسخه ۲۶ (version 26, IBM Corporation, Armonk, NY) با ۹۹ درصد سطح اطمینان انجام شد و نتایج به شکل نمودار تورنادو در شکل ۵ آورده شده است. با توجه به نمودار تورنادو، مهم‌ترین شاخص‌ها در حذف هورمون‌های E1 و E2، به ترتیب تغییرات pH، Power density و Power intensity بودند؛ در حالی که فرکانس و زمان کمترین تأثیر را داشت. نتایج ضریب همبستگی Spearman با نتایج شبکه عصبی بر اساس شکل ۵ کاملاً سازگار بود.

در اینجا، مدل ANN به صورت رابطه ۶ با یک معادله مرتبه اول بیان شده است که هر نورون (x) در وزن مورد نظر ضرب می‌شود و در آخر با مقدار بایاس (b) جمع می‌شود (۲۸، ۲۹).

$$net = \sum xw + b \quad \text{رابطه ۶}$$

در شبکه عصبی، مجموعه داده‌ها به طور تصادفی در سه مجموعه شامل آموزش، اعتبارسنجی و آزمون طبقه‌بندی می‌شوند (۳۰). در پژوهش حاضر، از روش توقف اولیه با تقسیم تصادفی مجموعه داده‌های ورودی به سه قسمت مختلف آموزش، اعتبارسنجی و مجموعه آزمون به ترتیب با نسبت ۷۰، ۱۵ و ۱۵ درصد استفاده شد.

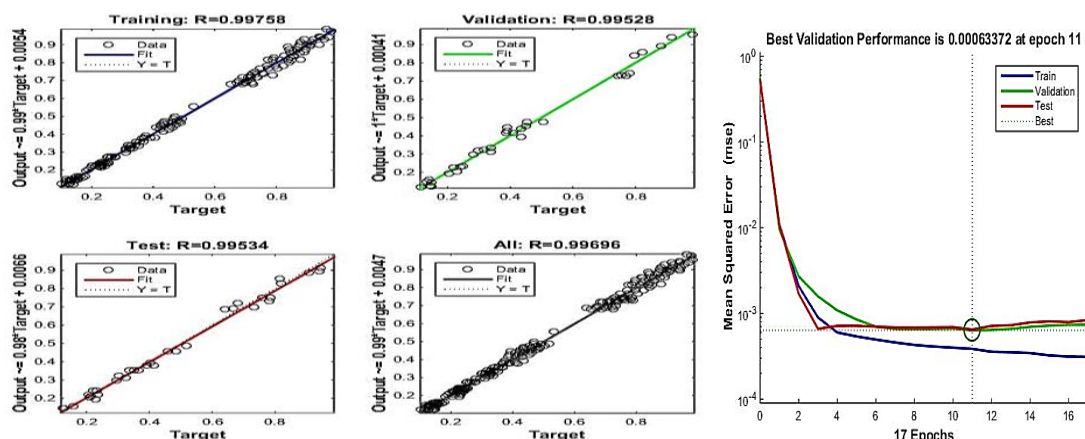
توابع مختلف انتقال مانند خطی، tan-sigmoid، log-sigmoid و ... در لایه‌های خروجی و پنهان استفاده می‌شود. در جدول ۴ بهترین تابع انتقال در لایه پنهان و لایه خروجی نمایش داده شده است. از سه شاخص برای ارزیابی عملکرد شبکه طراحی شده استفاده گردید که شامل کمترین خطای میانگین مربعات (Mean squared error یا MSE)، ضریب تعیین (R) و میانگین خطای مطلق (Mean absolute error یا MAE) است (روابط ۹-۷) که n،  $Y_{exp}$  و  $Y_{pred}$  به ترتیب تعداد مجموعه داده‌ها، پاسخ پیش‌بینی شده و تجربی برای حذف هورمون‌ها هستند (۳۲، ۳۱، ۱۲).

$$MSE = 1/n \sum_{i=1}^n (Y_{pred} - Y_{exp})^2 \quad \text{رابطه ۷}$$

جدول ۴. تخمین بهترین تابع انتقال در لایه پنهان و لایه خروجی

| توپولوژی شبکه عصبی | تابع انتقال در لایه پنهان | تابع انتقال در لایه خروجی | الگوریتم LM     |                    |          |
|--------------------|---------------------------|---------------------------|-----------------|--------------------|----------|
|                    |                           |                           | R (همه داده‌ها) | R (داده‌های آزمون) | MSE      |
| ۵:۱۲:۱             | Tan-sigmoid               | Tan-sigmoid               | ۰/۹۹۲           | ۰/۹۹۶              | ۰/۰۰۷۷۴  |
| ۵:۱۲:۱             | Tan-sigmoid               | Purelin                   | ۰/۹۹۷           | ۰/۹۹۵              | ۰/۰۰۶۳   |
| ۵:۱۲:۱             | Log-sigmoid               | Log-sigmoid               | ۰/۹۲۱           | ۰/۹۱۶              | ۰/۰۶۲۸۳  |
| ۵:۱۲:۱             | Log-sigmoid               | Purelin                   | ۰/۹۹۴           | ۰/۹۸۸              | ۰/۰۰۶۳۰  |
| ۵:۱۲:۱             | Purelin                   | Purelin                   | ۰/۹۴۰           | ۰/۹۴۰              | ۰/۰۰۶۱۲۲ |
| ۵:۱۲:۱             | Tan-sigmoid               | Log-sigmoid               | ۰/۹۱۹           | ۰/۹۳۱              | ۰/۰۴۰۳۲۳ |

MSE: Mean squared error; LM: Levenberg Marquardt



شکل ۴. خطای رگرسیون و Mean squared error (MSE) در خروجی

نماید. بدون ورودی انرژی، حفره دیگر نمی‌تواند خود را حفظ کند و در طول چرخه فشرده‌سازی موج اولتراسونیک منفجر می‌شود. این انفجار حفره است که محیط غیر معمولی را برای واکنش‌های شیمیایی ایجاد می‌کند (۳۵). در یک تصفیه معمول، آلودگی‌های آلی ممکن است در اثر تجزیه (در اثر حرارت تولید شده در گاز و نواحی سطحی حباب‌های کایتاسیون) و اکسیداسیون تخریب شوند (با رادیکال هیدروکسیل در گاز، رابط و قسمت عمده حباب‌های کایتاسیون واکنش نشان دهند) (۲۰).

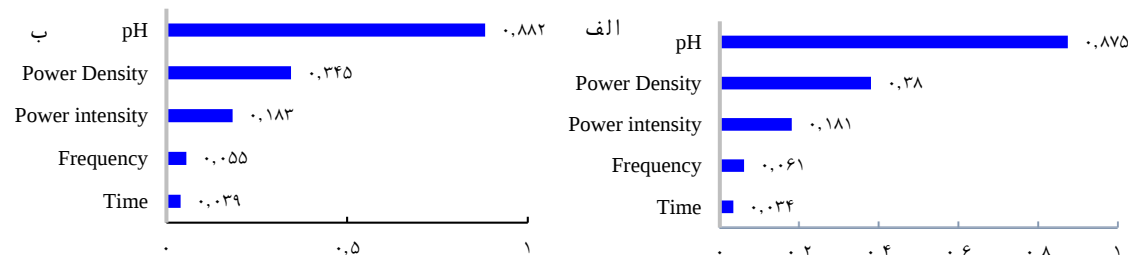
اولتراسوند می‌تواند به طور مؤثری هورمون‌ها را بدون تولید آلاینده‌های ثانویه تجزیه کند و همچنین، به دلیل نیاز به انرژی کم، به روش سبز محسوب می‌شود. در محلول آبی، میزان تخریب به شدت به شرایط عملیاتی مانند قدرت اولتراسوند، فرکانس اولتراسوند و دمای محیط بستگی دارد (۳۶).

با این حال، اگر فقط از تصفیه به روش اولتراسونیک استفاده شود، سرعت تخریب کند است. بنابراین، تلاش‌هایی برای افزایش راندمان تخریب با استفاده از تکنیک‌های ترکیبی مانند سونوپلویژیک، سونوفیلتراسیون، سونوالکتروشیمیایی، سونوفوتوکاتالیستی، سونو/فنتون/ازن‌زی صورت گرفته است. این ترکیب نشان می‌دهد که اثربخشی این اپلیکیشن قابل افزایش است و ثابت می‌کند که فرایندهای سونوشیمیایی، فن‌آوری پیشرفته‌ای است و برای تصفیه آب‌های آلوده به ویژه برای آلاینده‌هایی همچون هورمون‌ها اهمیت بیشتری پیدا می‌کند (۲۰).

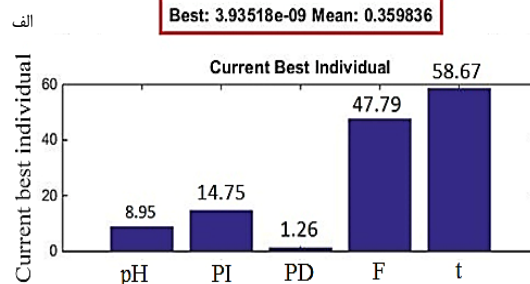
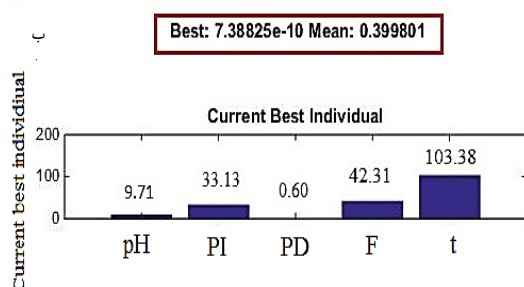
ارزیابی عملکرد فرایند اولتراسونیک با استفاده از مدل ANN-LM در شکل‌های ۷ و ۸ ارائه شده است.

GA این الگوریتم یک روش بهینه‌سازی شامل تکرار جستجو برای تعیین مقادیر ورودی جهت به دست آوردن خروجی مورد نظر است. در GA، ۵ مرحله «جمعیت اولیه، تابع برازش، انتخاب، تلاقی، جهش» در نظر گرفته می‌شود. این مراحل برای تولید افراد در هر نسل جدید تکرار می‌شود. این نکته ارزشمندی است که در نسل جدید، افرادی بهتر از نسل قبلی انتخاب می‌شوند. این روند تا یافتن بهترین نسل ادامه می‌یابد (۳۴). با توجه به این که هدف اصلی مطالعه حاضر، استفاده از روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی برای مدل‌سازی و بهینه‌سازی بود، تکنیک GA به منظور بهینه‌سازی انتخاب گردید. در شکل ۶ نتایج الگوریتم ژنتیک ارائه شده است.

**عملکرد راکتور اولتراسوند در حذف هورمون‌ها:** کایتاسیون ناشی از اولتراسوند، ابزاری فوق‌العاده مفید و همه کاره برای انجام واکنش‌های شیمیایی است. سونوشیمی به ناحیه‌ای از شیمی گفته می‌شود که واکنش‌های شیمیایی توسط صدا ایجاد می‌شود. شرایط دمایی شدید تولید شده توسط یک حباب در حال فروپاشی نیز می‌تواند منجر به تشکیل گونه‌های شیمیایی رادیکال گردد. وقتی امواج اولتراسوند به مایع وارد می‌شود، نوسانات ایجاد می‌کند. چرخه‌های فشرده‌سازی، فشار مثبت را اعمال می‌کنند؛ در حالی که چرخه‌های نادر فشار، فشار منفی را اعمال می‌کنند. به همین ترتیب، مولکول‌های مایع، چرخه‌های فشرده‌سازی و انبساط دوره‌ای را تجربه می‌کنند. هنگامی که دامنه فشار از مقاومت کششی مایع در هنگام تفرق امواج فراصوت فراتر رود، حباب‌های حفره‌ای شکل می‌گیرند. آن‌ها انرژی را از امواج فراصوت جذب و رشد می‌کنند. با این حال، به مرحله‌ای از اندازه ناپایدار می‌رسد که دیگر نمی‌تواند به طور مؤثر انرژی را جذب



شکل ۵. نمودار تورنادو برای آنالیز حساسیت به روش رگرسیون استاندارد برای E1 (الف) و E2 (ب)



شکل ۶. نتیجه الگوریتم ژنتیک برای حداقل درصد باقی مانده هورمون E1 (الف) و حداقل درصد باقی مانده هورمون E2 (ب)

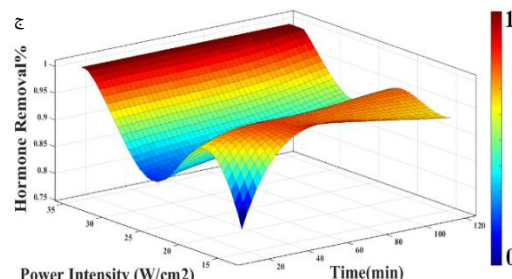
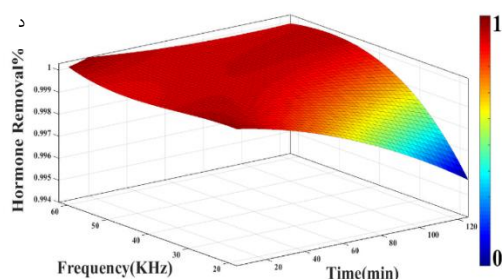
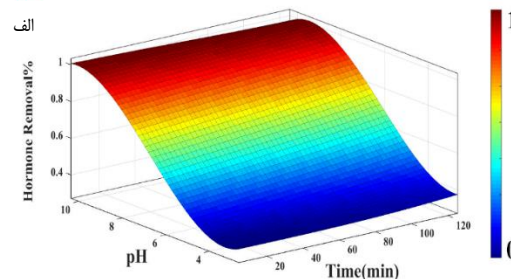
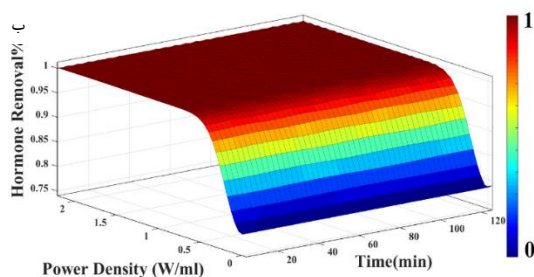
می شود. برای ورودی و خروجی شبکه عصبی به ترتیب حداکثر ۵ و ۱ پارامتر و ۲۲۹ مجموعه داده نمونه تجربی وجود دارد. بر این اساس، معادلات ۳ تا ۵ دامنه ۴-۱۲ نورون در لایه پنهان را نشان می دهد.

پس از آن، ANN با یک لایه مخفی و توابع انتقال مشخص ایجاد شد. تعداد سلول های عصبی در لایه مخفی برای تعیین شبکه بهینه با حداقل خطا و ضریب همبستگی حداکثر متنوع بود. سپس شبکه از طریق الگوریتم LM آموزش دید. بر اساس جداول ۵ و ۶، پنج داده ورودی و یک متغیر خروجی به شبکه معرفی شدند. با در نظر گرفتن نتایج الگوریتم LM در جداول ۵ و ۶، یک ANN با ۱۲ نورون در لایه پنهان، بهترین عملکرد را داشت.

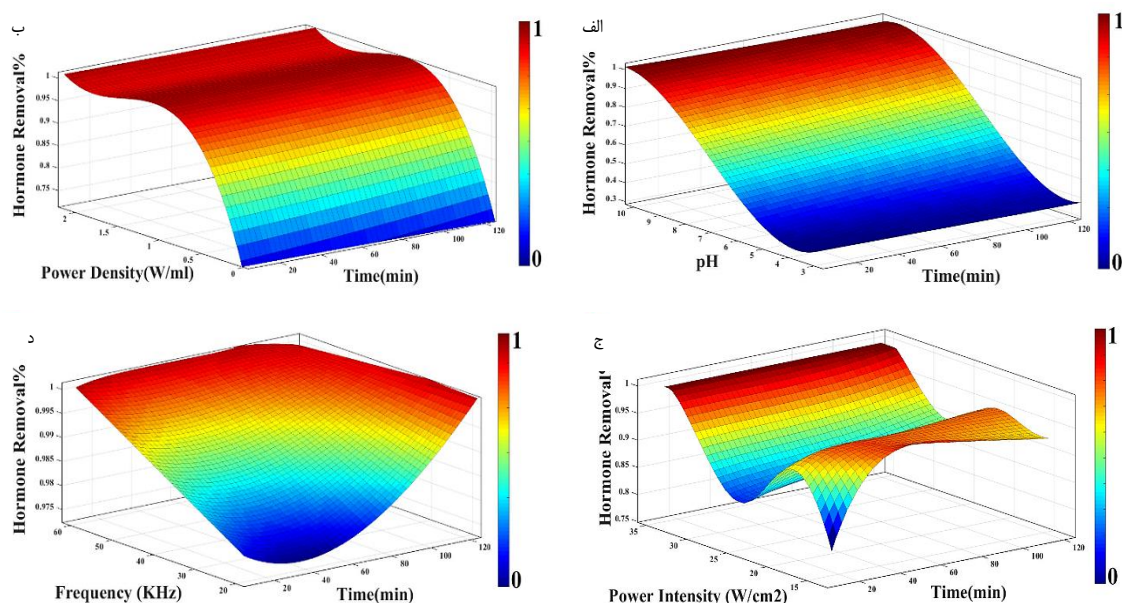
شکل ۴ نشان دهنده خطاهای آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش در برابر تعداد دوره ها (تکرارها) برای مدل های شبکه ANN است. به طور کلی، خطا پس از برخی دوره های آموزشی کاهش می یابد و اگر خطای اعتبارسنجی افزایش یابد، الگوریتم آموزش خاتمه پیدا می کند.

### بحث

**تعیین ساختار بهینه شبکه عصبی:** شبکه عصبی بهینه شده با تعیین عملکرد انتقال مناسب، سازگار با داده های ورودی و خروجی ایجاد می شود. به همین منظور، یک شبکه عصبی با ساختار ثابت ۱:۱۲:۵ ایجاد شد که در آن ۱۲ نورون در لایه پنهان آن قرار داده شد. این شبکه از طریق الگوریتم های مختلف آموزش دیده شد و در نهایت، الگوریتم LM با توجه به بهترین R و کمترین خطا انتخاب گردید که در جداول ۵ و ۶ ارائه شده است. پرکاربردترین توابع انتقال Tan-Sig، Log-Sig و Purelin (۳۷، ۲۷) با نتایج مطالعه حاضر سازگار بوده و نتایج در جدول ۴ ارائه شده است. استفاده از عملکرد انتقال Tan-Sig برای لایه پنهان و عملکرد انتقال Purelin برای لایه خروجی (۳۷، ۲۶) منجر به حداقل خطای MSE و همچنین، حداکثر همبستگی بین مقادیر آزمایشی و پیش بینی شده آزمون و کلیه داده ها برای الگوریتم LM شد. تعداد سلول های عصبی در لایه پنهان از تقاطع معادلات ۳ تا ۵ تعیین



شکل ۷. سطح پاسخ Artificial neural network (AAN) برای تأثیر pH بر میزان حذف E1 (الف)، تأثیر تراکم توان بر میزان حذف E1 (ب)، تأثیر شدت قدرت بر میزان حذف E1 (ج) و تأثیر فرکانس بر راندمان حذف E1 (د)



شکل ۸. سطح پاسخ Artificial neural network (AAN) برای تأثیر pH بر میزان حذف E2 (الف)، تأثیر تراکم توان بر میزان حذف E2 (ب)، تأثیر شدت قدرت بر میزان حذف E2 (ج) و تأثیر فرکانس بر نرخ حذف E2 (د)

کافی کوچک هستند. نمودارهای خطای آزمون و اعتبار، ویژگی‌های مشابهی را نشان می‌دهند. این نشانه‌ای از داده‌های مناسب تقسیم شده در تحقیق حاضر است.

پس از شش تکرار دنباله یا محدودیت‌های حداکثر خطا/ دوره بیش از حد است. بر این اساس، الگوریتم آموزش ANN-LM در ۱۱ دوره (به دلیل خطای اعتبار سنجی) خاتمه می‌یابد، در حالی که خطاهای آموزشی به اندازه

جدول ۵. تعیین بهترین الگوریتم آموزش و تعداد مطلوب سلول‌های عصبی در لایه پنهان برای هورمون E1

| توپولوژی   | الگوریتم آموزش                                      | R (همه داده‌ها) | R (داده‌های آزمون) | MSE      | MAE     |
|------------|-----------------------------------------------------|-----------------|--------------------|----------|---------|
| ANN        | Quasi_Newton (BFG)                                  | ۰/۹۹۰           | ۰/۹۵۴              | ۰/۰۰۰۶۸  | ۰/۰۲۱۲۵ |
| ۵ : ۱۲ : ۱ | Conjugate Gradient with Powell-Beale Restarts (CGB) | ۰/۹۹۲           | ۰/۹۹۰              | ۰/۰۰۱۸۰  | ۰/۰۲۴۹۷ |
| ۵ : ۱۲ : ۱ | Fletcher-Reeves Conjugate Gradient (CGF)            | ۰/۹۸۵           | ۰/۹۵۸              | ۰/۰۰۱۵۲  | ۰/۰۳۰۱۰ |
| ۵ : ۱۲ : ۱ | Polak-Ribiere Conjugate Gradient (CGP)              | ۰/۹۸۲           | ۰/۹۹۵              | ۰/۰۰۱۴۴  | ۰/۰۳۲۱۶ |
| ۵ : ۱۲ : ۱ | Levenberg Marquardt (LM)                            | ۰/۹۹۷           | ۰/۹۹۵              | ۰/۰۰۰۶۳  | ۰/۰۱۷۲۵ |
| ۵ : ۱۲ : ۱ | Scaled Conjugate Gradient (SCG)                     | ۰/۹۹۲           | ۰/۹۹۲              | ۰/۰۰۰۹۹  | ۰/۰۲۴۰۷ |
| ۵ : ۱۲ : ۱ | Resilient Backpropagation (RP)                      | ۰/۹۹۲           | ۰/۹۹۱              | ۰/۰۰۱۳۷  | ۰/۰۲۷۵۵ |
| ۵ : ۱۲ : ۱ | Gradient Descent (GD)                               | ۰/۸۴۳           | ۰/۸۳۷              | ۰/۰۱۶۴۶  | ۰/۱۱۴۳۶ |
| ۵ : ۱۲ : ۱ |                                                     | ۰/۹۹۷           | ۰/۹۹۵              | ۰/۰۰۰۶۳  | ۰/۰۱۷۲۵ |
| ۵ : ۱۱ : ۱ |                                                     | ۰/۹۹۶           | ۰/۹۹۱              | ۰/۰۰۰۵۳۸ | ۰/۰۱۷۸۴ |
| ۵ : ۱۰ : ۱ |                                                     | ۰/۹۹۴           | ۰/۹۹۶              | ۰/۰۰۱۱۲۱ | ۰/۰۲۲۳۹ |
| ۵ : ۹ : ۱  |                                                     | ۰/۹۹۶           | ۰/۹۹۳              | ۰/۰۰۰۶۱۰ | ۰/۰۱۸۳۴ |
| ۵ : ۸ : ۱  | Levenberg Marquardt (LM)                            | ۰/۹۹۳           | ۰/۹۷۹              | ۰/۰۰۰۴۴۸ | ۰/۰۲۰۳۰ |
| ۵ : ۷ : ۱  |                                                     | ۰/۹۹۰           | ۰/۹۸۵              | ۰/۰۰۱۲۰۶ | ۰/۰۲۴۱۸ |
| ۵ : ۶ : ۱  |                                                     | ۰/۰۱۸۲          | ۰/۰۰۲۲۸۳           | ۰/۹۹۷    | ۰/۹۹۵   |
| ۵ : ۵ : ۱  |                                                     | ۰/۰۲۳۹۳         | ۰/۰۰۱۲۹۲           | ۰/۹۶۷    | ۰/۹۸۹   |
| ۵ : ۴ : ۱  |                                                     | ۰/۰۲۳۹۳         | ۰/۰۰۰۴۳            | ۰/۹۹۳    | ۰/۹۹۰   |

MAE: Mean squared error; MSE: Mean squared error; ANN: Artificial neural network

جدول ۶. تعیین بهترین الگوریتم آموزش و تعداد مطلوب سلول های عصبی در لایه پنهان برای هورمون E2

| توپولوژی<br>ANN | الگوریتم آموزش                                      | R<br>(همه داده ها) | R<br>(داده های آزمون) | MSE      | MAE      |
|-----------------|-----------------------------------------------------|--------------------|-----------------------|----------|----------|
| ۵:۱۲:۱          | Quasi_Newton (BFG)                                  | -/۹۹۸              | -/۹۵۱                 | -/۰۰۱۳۹  | -/۰۲۱۳۴  |
| ۵:۱۲:۱          | Conjugate Gradient with Powell-Beale Restarts (CGB) | -/۹۹۲              | -/۹۹۳                 | -/۰۰۱۰۴  | -/۰۲۶۵۹  |
| ۵:۱۲:۱          | Fletcher-Reeves Conjugate Gradient (CGF)            | -/۹۸۲              | -/۹۴۵                 | -/۰۰۲۱۸  | -/۰۳۰۶۱  |
| ۵:۱۲:۱          | Polak-Ribiere Conjugate Gradient (CGP)              | -/۹۶۶              | -/۹۲۱                 | -/۰۰۲۲۶  | -/۰۵۰۰۸  |
| ۵:۱۲:۱          | Levenberg Marquardt (LM)                            | -/۹۹۷              | -/۹۹۶                 | -/۰۰۰۴۵  | -/۰۱۴۹۶  |
| ۵:۱۲:۱          | Scaled Conjugate Gradient (SCG)                     | -/۹۸۲              | -/۹۸۳                 | -/۰۰۱۰۱  | -/۰۲۹۷۴  |
| ۵:۱۲:۱          | Resilient Backpropagation (RP)                      | -/۹۷۲              | -/۹۸۷                 | -/۰۰۰۹۰  | -/۰۲۸۸۷  |
| ۵:۱۲:۱          | Gradient Descent (GD)                               | -/۸۸۴              | -/۸۶۹                 | -/۰۳۲۲۴  | -/۰۹۶۴۴۱ |
| ۵:۱۲:۱          |                                                     | -/۹۹۷              | -/۹۹۵                 | -/۰۰۰۶۳  | -/۰۱۷۲۵  |
| ۵:۱۱:۱          |                                                     | -/۹۹۶              | -/۹۹۱                 | -/۰۰۰۵۳۸ | -/۰۱۷۸۴  |
| ۵:۱۰:۱          |                                                     | -/۹۹۴              | -/۹۹۶                 | -/۰۰۱۱۲۱ | -/۰۲۲۳۹  |
| ۵:۹:۱           |                                                     | -/۹۹۶              | -/۹۹۳                 | -/۰۰۰۶۱۰ | -/۰۱۸۳۴  |
| ۵:۸:۱           | Levenberg Marquardt (LM)                            | -/۹۹۳              | -/۹۷۹                 | -/۰۰۴۸۸  | -/۰۲۰۳۰  |
| ۵:۷:۱           |                                                     | -/۹۹۰              | -/۹۸۵                 | -/۰۰۱۲۰۶ | -/۰۲۴۱۸  |
| ۵:۶:۱           |                                                     | -/۹۹۵              | -/۹۹۷                 | -/۰۰۲۲۸۳ | -/۰۱۸۲   |
| ۵:۵:۱           |                                                     | -/۹۸۹              | -/۹۶۷                 | -/۰۰۱۲۹۲ | -/۰۲۲۹۳  |
| ۵:۴:۱           |                                                     | -/۹۹۰              | -/۹۹۳                 | -/۰۰۰۴۴۳ | -/۰۲۲۹۳  |

MAE: Mean squared error; MSE: Mean squared error; ANN: Artificial neural network

محصولات جانبی می باشد. در پژوهش حاضر، نتایج تجربی این روش با مدل ANN مدل سازی گردید و در شکل های ۶ و ۷، شاخص های حذف هورمون با استفاده از ANN نشان داده شد. سطوح رسم شده نشان دهنده تغییرات در بازده حذف هورمون است و برای درک بهتر، اثر شاخص های کارایی حذف مورد بررسی ترسیم شده است. با توجه به شکل های ۷ و ۸ (قسمت الف)، میزان حذف هورمون در مقابل pH غیر خطی است؛ هم در زمان واکنش کم و هم در زمان بالا، با افزایش pH، بازده حذف افزایش یافت. pH تأثیر بیشتری بر بازده حذف نسبت به مدت زمان واکنش داشت و اثر زمان ناچیز بود. شکل های ۷ و ۸ (قسمت ب) نشان می دهد که اثرات Power density تقریباً غیر خطی بوده است، اما در مقدار کم، تأثیر بسیار زیادی بر بازده حذف داشت و در مقادیر بالاتر ثابت شده است. مطابق شکل های ۷ و ۸ (قسمت ج)، هر دو از نظر شدت نیرو (Power intensity) و زمان غیر خطی بودند؛ به طوری که میزان حذف با افزایش میزان شدت نیرو و مدت زمان واکنش، افزایش یافت. علاوه بر این، شکل ۷ (قسمت د) نشان داد که با افزایش فرکانس، راندمان حذف E1 افزایش یافت. مطابق شکل ۸ (قسمت د)، زمان در برابر فرکانس مؤثرتر بود و با افزایش فرکانس، راندمان حذف E2 افزایش یافت. بنابراین، مهم ترین شاخص های حذف هورمون ها در این روش، pH و Power density می باشد.

با افزایش pH اولیه، اثر کاهش هورمون ها به دلیل افزایش تولید رادیکال های هیدروکسیل افزایش می یابد. با افزایش pH، تعداد رادیکال های هیدروکسیل تولید شده در محیط افزایش پیدا می کند و در نتیجه، سرعت اکسیداسیون و کاهش هورمون افزایش می یابد. بنابراین، در شکل های ۷ و ۸ (قسمت الف) مشاهده می شود که محیط قلیایی کاهش هورمون ها را افزایش می دهد. در واقع، امواج اولتراسوند با تشکیل رادیکال هیدروکسیل و پدیده

نمودارهای رگرسیون در شکل ۴، خروجی های شبکه را با توجه به اهداف آموزش، اعتبارسنجی و مجموعه آزمایش نشان می دهد. برای یک تناسب کامل، داده ها باید در امتداد یک خط ۴۵ درجه قرار بگیرند؛ جایی که خروجی های شبکه برابر با اهداف است. مشاهده شده است که خروجی به خوبی اهداف برای آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش را در مدل ANN-LM ردیابی می کند. در پژوهش حاضر، پاسخ شبکه رضایت بخش است و می توان از شبیه سازی برای وارد کردن ورودی های جدید استفاده کرد.

#### ارزیابی عملکرد فرایند اولتراسونیک با استفاده از مدل ANN-GA

بهینه سازی تحت عنوان روشی برای یافتن و مقایسه راه حل های امکان پذیر تا زمانی که راه حل بهتری پیدا نشود، تعریف شده است. در مطالعه حاضر، الگوریتم ژنتیک جهت تعیین نقطه بهینه سیستم برای حذف هورمون توسط روش اولتراسوند استفاده شد. کدگذاری GA در نرم افزار Matlab صورت گرفت. شکل ۶ نشان دهنده خروجی GA برای بهترین و بدترین کارایی سیستم می باشد. بر اساس پاسخ GA، استفاده از مدل ANN به عنوان عملکرد تابع برازش، منجر به نقاط مطلوب شد. راندمان حذف هورمون E1 در مقابل زمان در  $\text{pH} = 8/95$ ،  $\text{Power density} = 1/26$  و  $\text{Frequency} = 47/79$ ، بیشترین بازده حذف را داشت. راندمان حذف هورمون E2 در مقابل زمان در  $\text{pH} = 9/71$ ،  $\text{Power intensity} = 33/13$  و  $\text{power density} = 0/6$ ،  $\text{Frequency} = 42/13$ ، بیشترین بازده حذف را به خود اختصاص داد.

#### ارزیابی عملکرد فرایند اولتراسونیک با استفاده از مدل ANN-LM

سرطان زایی هورمون ها، حذف آن ها از فاضلاب برای سلامت آبزیان و انسان ها ضروری است. روش اولتراسونیک یکی از روش های مقرون به صرفه بدون تولید

$1/26 =$  فرکانس و  $47/79 =$  برای هورمون E2 در مقابل زمان در  $Power\ density = 33/13 = Power\ intensity$ ,  $pH = 9/71$  و فرکانس  $42/13 =$  با روش اولتراسونیک بالاترین راندمان حذف به دست آمد. در نهایت، تجزیه و تحلیل حساسیت با ضریب همبستگی Spearman و سطح پاسخ ۹۹ درصد انجام شد و نشان داد که pH تأثیرگذارترین شاخص در راندمان حذف هورمون است. همچنین، نتایج نشان داد که هورمون‌ها می‌توانند به طور قابل توجهی، زمانی که pH را تا حدود ۹ افزایش دهند، از طریق اولتراسوند حذف شوند.

بر اساس نتایج پژوهش حاضر، می‌توان نتیجه گرفت که روش اولتراسوند توانایی بالایی در حذف هورمون‌های استروئیدی از فاضلاب شهری دارد. بنابراین، به دلیل عدم تولید محصولات جانبی خطرناک و نیاز کم به برق، این روش را می‌توان به عنوان یک استراتژی ارزشمند جهت کاهش یا تخریب هورمون‌های منابع آبی در نظر گرفت. همچنین، مدل ANN از ظرافت و دقت بالاتری نسبت به آزمایش‌های تجربی برخوردار است. مقادیر  $R = 0/997$  برای مدل ANN در هر دو هورمون E1 و E2 به دست آمد.

### تشکر و قدردانی

مطالعه حاضر برگرفته از پایان‌نامه مقطع کارشناسی ارشد به شماره ۲۷۷۷۴۴۰، مصوب دانشگاه صنعتی اصفهان می‌باشد. بدین وسیله از آقای فریدون ایرانپور که با نظرات مفید خود در برخی از تحلیل‌های این دست‌نوشته، نویسندگان تحقیق را یاری نمودند، تشکر و قدردانی به عمل می‌آید.

کاویتاسیون، منجر به تخریب گسترده مواد آلی به ویژه ماکرومولکول‌ها و مواد آلی عظیم می‌شود. هورمون‌های E1 و E2 دارای خواص اکسیدکننده قوی هستند. بنابراین، به راحتی توسط رادیکال‌های آزاد هیدروکسیل تولید شده توسط اولتراسوند اکسید می‌شوند. همچنین، این ترکیبات به دلیل دارا بودن حلقه‌های کربنی از انواع سیکلوهگزان و سیکلپنتان و خاصیت فراریت مطلوب، در معرض کاویتاسیون ایجاد شده توسط سونوگرافی قرار می‌گیرند و حذف می‌شوند. بر اساس نظریه سونوشیمیایی، زمانی که توان اولتراسوند بیش از آستانه حفره‌ها افزایش می‌یابد، حباب‌ها سریع‌تر و بیشتر تشکیل می‌شوند و انرژی خود را به راحتی آزاد می‌کنند. بنابراین، تعداد زیادی از حباب‌های کاویتاسیون با انرژی بالا در یک حباب منفجر می‌شوند و راندمان حذف هورمون‌ها افزایش می‌یابد. در این زمینه مشاهدات مشابهی توسط سایر مطالعات (۲) انجام شده است.

### نتیجه‌گیری

در مطالعه حاضر، اثر pH، فرکانس، Power density، Power intensity و زمان روی راندمان حذف هورمون‌های استروئیدی از فاضلاب به روش اولتراسونیک مورد ارزیابی قرار گرفت. برای مدل‌سازی نتایج تجربی، از مدل ANN استفاده شد. شبکه‌ای با ساختار ۵:۱۲:۱ و الگوریتم آموزشی LM به عنوان شبکه بهینه به دست آمد. علاوه بر این، از این شبکه در GA برای تعیین بهترین و بدترین شرایط آزمون جهت حذف هورمون‌ها از فاضلاب استفاده گردید. پاسخ GA برای مدل ANN امتیاز بهینه‌ای را نشان داد. برای هورمون E1 در مقابل زمان در  $pH = 9/95$ ،  $Power\ intensity = 14/75$ ،  $Power\ density$

### References

1. U.S. Environmental Protection Agency (USEPA). Treating contaminants of emerging concern. A Literature Review Database. Washington, DC: USEPA; 2010
2. Roudbari A, Rezakazemi M. Hormones removal from municipal wastewater using ultrasound. *AMB Express* 2018; 8(1): 91.
3. Phillips PJ, Gibson CA, Fisher SC, Fisher IJ, Reilly TJ, Smalling KL, et al. Regional variability in bed-sediment concentrations of wastewater compounds, hormones and PAHs for portions of coastal New York and New Jersey impacted by hurricane Sandy. *Mar Pollut Bull* 2016; 107(2): 489-98.
4. Sornalingam K, McDonagh A, Zhou JL. Photodegradation of estrogenic endocrine disrupting steroidal hormones in aqueous systems: Progress and future challenges. *Sci Total Environ* 2016; 550: 209-24.
5. Li H, Ni J. Treatment of wastewater from *Dioscorea zingiberensis* tubers used for producing steroid hormones in a microbial fuel cell. *Bioresour Technol* 2011; 102(3): 2731-5.
6. Li X, Zheng W, Kelly WR. Occurrence and removal of pharmaceutical and hormone contaminants in rural wastewater treatment lagoons. *Sci Total Environ* 2013; 445-446: 22-8.
7. Plosz BG, Leknes H, Liltved H, Thomas KV. Diurnal variations in the occurrence and the fate of hormones and antibiotics in activated sludge wastewater treatment in Oslo, Norway. *Sci Total Environ* 2010; 408(8): 1915-24.
8. Foroutan R, Esmaeili H, Abbasi M, Rezakazemi M, Mesbah M. Adsorption behavior of Cu(II) and Co(II) using chemically modified marine algae. *Environ Technol* 2018; 39(21): 2792-800.
9. Zhang FS, Xie YF, Li XW, Wang DY, Yang LS, Nie ZQ. Accumulation of steroid hormones in soil and its adjacent aquatic environment from a typical intensive vegetable cultivation of North China. *Sci Total Environ* 2015; 538: 423-30.
10. Ifelebuegu AO, Ukpobor J, Nzeribe-Nwedo B. Mechanistic evaluation and reaction pathway of UV photo-assisted Fenton-like degradation of progesterone in water and wastewater. *Int J Environ Sci Technol* 2016; 13(12): 2757-66.
11. Liu W, Guo G, Chen F, Chen Y. Meteorological pattern analysis assisted daily PM2.5 grades prediction using SVM optimized by PSO algorithm. *Atmospheric Pollut Res* 2019; 10(5): 1482-91.
12. Fan M, Hu J, Cao R, Ruan W, Wei X. A review on experimental design for pollutants removal in water treatment with the aid of artificial intelligence. *Chemosphere* 2018; 200: 330-43.
13. Ilyas H, van Hullebusch ED. A review on the occurrence, fate and removal of steroidal hormones during

- treatment with different types of constructed wetlands. *J Environ Chem Eng* 2020; 8(3): 103793.
14. Belgiorno V, Rizzo L, Fatta D, Della Rocca C, Lofrano G, Nikolaou A, et al. Review on endocrine disrupting-emerging compounds in urban wastewater: Occurrence and removal by photocatalysis and ultrasonic irradiation for wastewater reuse. *Desalination* 2007; 215(1-3): 166-76.
  15. Suri RP, Nayak M, Devaiah U, Helmig E. Ultrasound assisted destruction of estrogen hormones in aqueous solution: Effect of power density, power intensity and reactor configuration. *J Hazard Mater* 2007; 146(3): 472-8.
  16. Fu H, Suri RP, Chimchirian RF, Helmig E, Constable R. Ultrasound-induced destruction of low levels of estrogen hormones in aqueous solutions. *Environ Sci Technol* 2007; 41(16): 5869-74.
  17. Naddeo V, Meric S, Kassinos D, Belgiorno V, Guida M. Fate of pharmaceuticals in contaminated urban wastewater effluent under ultrasonic irradiation. *Water Res* 2009; 43(16): 4019-27.
  18. Silva CP, Otero M, Esteves V. Processes for the elimination of estrogenic steroid hormones from water: A review. *Environ Pollut* 2012; 165: 38-58.
  19. Kotowska U, Kapelewska J, Sturgulewska J. Determination of phenols and pharmaceuticals in municipal wastewaters from Polish treatment plants by ultrasound-assisted emulsification-microextraction followed by GC-MS. *Environ Sci Pollut Res Int* 2014; 21(1): 660-73.
  20. Tran N, Drogui P, Brar SK. Sonochemical techniques to degrade pharmaceutical organic pollutants. *Environ Chem Lett* 2015; 13(3): 251-68.
  21. Kapelewska J, Kotowska U, Wisniewska K. Determination of personal care products and hormones in leachate and groundwater from Polish MSW landfills by ultrasound-assisted emulsification microextraction and GC-MS. *Environ Sci Pollut Res Int* 2016; 23(2): 1642-52.
  22. Rayaroth MP, Aravind UK, Aravindakumar CT. Degradation of pharmaceuticals by ultrasound-based advanced oxidation process. *Environ. Chem. Lett* 2016; 14(3): 259-90.
  23. Chu KH, Al-Hamadani YAJ, Park CM, Lee G, Jang M, Jang A, et al. Ultrasonic treatment of endocrine disrupting compounds, pharmaceuticals, and personal care products in water: A review. *Chem Eng J* 2017; 327: 629-47.
  24. Blagojev N, Kukic D, Vasic V, Scćiban M, Prodanovic J, Bera O. A new approach for modelling and optimization of Cu(II) biosorption from aqueous solutions using sugar beet shreds in a fixed-bed column. *J Hazard Mater* 2019; 363: 366-75.
  25. Garcia-Alba J, Barcena JF, Ugarteburu C, Garcia As. Artificial neural networks as emulators of process-based models to analyse bathing water quality in estuaries. *Water Res* 2019; 150: 283-95.
  26. Gadekar MR, Ahammed MM. Modelling dye removal by adsorption onto water treatment residuals using combined response surface methodology-artificial neural network approach. *J Environ Manage* 2019; 231: 241-8.
  27. Jin L, Kuang X, Huang H, Qin Z, Wang Y. Study on the overfitting of the artificial neural network forecasting model. *Acta Meteorol Sin* 2005; 192(216): 225.
  28. Alver A, Kazan Z. Prediction of full-scale filtration plant performance using artificial neural networks based on principal component analysis. *Sep Purif Technol* 2020; 230: 115868.
  29. Mohammadi N, Mirabedini S. Comparison of particle swarm optimization and backpropagation algorithms for training feedforward neural network. *J Math Computer Sci* 2014; 12: 113-23.
  30. Patel AD, Agrawal A, Dave RH. Investigation of the effects of process variables on derived properties of spray dried solid-dispersions using polymer based response surface model and ensemble artificial neural network models. *Eur J Pharm Biopharm* 2014; 86(3): 404-17.
  31. Leng X, Wang J, Ji H, Wang Q, Li H, Qian X, et al. Prediction of size-fractionated airborne particle-bound metals using MLR, BP-ANN and SVM analyses. *Chemosphere* 2017; 180: 513-22.
  32. Venkatesh Prabhu M, Karthikeyan R. Comparative studies on modelling and optimization of hydrodynamic parameters on inverse fluidized bed reactor using ANN-GA and RSM. *Alex Eng J* 2018; 57(4): 3019-32.
  33. Sutherland C, Marcano A, Chitto B. Artificial neural network-genetic algorithm prediction of heavy metal removal using a novel plant-based biosorbent banana floret: Kinetic, equilibrium, thermodynamics and desorption Studies. In: *Desalination and Water Treatment*. Eyvaz M, editor. IntechOpen; 2018.
  34. Qiao Z, Wang Z, Zhang C, Yuan S, Zhu Y, Wang J, et al. PVAm-PIP/PS composite membrane with high performance for CO<sub>2</sub>/N<sub>2</sub> separation. *AIChE Journal* 2013; 59(1): 215-28.
  35. Merouani S, Hamdaoui O, Rezgui Y, Guemini M. Mechanism of the sonochemical production of hydrogen. *Int J. Hydrog Energy* 2015; 40(11): 4056-64.
  36. Sanusi SNA, Halmi MIE, Abdullah SRS, Hassan HA, Hamzah FM, Idris M. Comparative process optimization of pilot-scale total petroleum hydrocarbon (TPH) degradation by *Paspalum scrobiculatum* L. Hack using response surface methodology (RSM) and artificial neural networks (ANNs). *Ecol Eng* 2016; 97: 524-34.
  37. Bahrami M, Akbari M, Bagherzadeh SA, Karimipour A, Afrand M, Goodarzi M. Develop 24 dissimilar ANNs by suitable architectures & training algorithms via sensitivity analysis to better statistical presentation: Measure MSEs between targets & ANN for Fe-CuO/Eg-Water nanofluid. *Phys A: Stat Mech Appl* 2019; 519: 159-68.