

Research Article



DOI: 10.22034/ijche.2021.284629.1112



DOR: 20.1001.1.17355400.1401.21.121.2.4



This journal is an open access journal licensed under an Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International license (CC BY-NC-ND 4.0).

## Neural Network Modeling of the Process of Extraction from Mobile Printed Circuit Boards by Lemon Juice Organic Acids

R. Ozairy<sup>1</sup>, R. Beigzadeh<sup>2\*</sup>, S. O. Rastegar<sup>2</sup>

1- M. Sc. in Chemical Engineering, University of Kurdistan

2- Assistant Professor of Chemical Engineering, University of Kurdistan

E-mail: r.beigzadeh@uok.ac.ir

### Abstract

*In this study, the application of bio-acid leaching method based on the use of lemon juice to extract copper and zinc metals from mobile printed circuit boards has been investigated. Three important factors were investigated include lemon juice concentration, Solid / Liquid (S/L) ratio, and hydrogen peroxide (H<sub>2</sub>O<sub>2</sub>) concentration. Response surface methodology (RSM) was used to optimize the effective factors. The results showed that for particles with a size of 150 to 180 μm at a constant temperature of 20 °C and time 4 h under optimal conditions including 1.41% (w/v) S/L ratio, 12.2% (v/v) H<sub>2</sub>O<sub>2</sub> and 74% (v/v) lemon juice, copper and zinc recovery efficiencies are 89% and 73%, respectively. Moreover, the artificial neural network was used to predict the extraction of copper and zinc metals as a function of the studied factors. To validate the model, laboratory results were considered as evaluation data. The results of neural network modeling showed high accuracy to predict the target variable. The values of MRE, MSE, and R<sup>2</sup> were 9.485, 15.254, and 0.9356% for the copper extraction model and 1.854%, 1.094, and 0.9963% for the zinc extraction model, respectively.*

Received: 11 May 2021

Accepted: 20 July 2021

Page Number: 21-32

### Keywords:

Bio-Acid Leaching,  
Mobile Printed Circuit  
Boards (PCBs),  
Response Surface  
Methodology,  
Artificial Neural Network

### Please Cite this Article Using:

Ozairy, R., Beigzadeh, R., Rastegar, S. O., "Neural Network Modeling of the Process of Extraction from Mobile Printed Circuit Boards by Lemon Juice Organic Acids", Iranian Chemical Engineering Journal, Vol. 21, No. 121, pp. 21-32, In Persian, (2022).



## مقایسه مدل سازی روش های شبکه عصبی و RSM فرایند استخراج از صفحات مدار چاپی تلفن همراه به وسیله افشره لیمو

روژین عذیری<sup>۱</sup>، رضا بیگزاده<sup>۲\*</sup>، سید امید رستگار<sup>۲</sup>

۱- کارشناس ارشد مهندسی شیمی، دانشگاه کردستان

۲- استادیار مهندسی شیمی، دانشگاه کردستان

پیام نگار: r.beigzadeh@uok.ac.ir

### چکیده

در این پژوهش، مقایسه میان روش های شبکه عصبی و سطح پاسخ در فرایند بیواسید لیچینگ بر پایه استفاده از افشره لیمو برای استخراج فلزات مس و روی از صفحات مدار چاپی تلفن همراه بررسی شده است. سه شاخصه مهم چگالی پسماند، غلظت هیدروژن پراکسید و غلظت افشره لیمو بررسی شد. برای بهینه سازی شاخصه های مؤثر از روش سطح پاسخ (RSM) استفاده شد. نتایج نشان داد که برای ذراتی با اندازه ۱۵۰ تا ۱۸۰  $\mu\text{m}$  در دمای ثابت  $20^\circ\text{C}$  و زمان ۴ h در شرایط بهینه شامل چگالی پسماند (w/v) ۱/۴٪، غلظت هیدروژن پراکسید (v/v) ۱۲/۲٪ و غلظت افشره لیمو (v/v) ۷۴٪، بازده بازیابی فلزات مس و روی به ترتیب ۸۹٪ و ۷۳٪ است. همچنین از شبکه عصبی مصنوعی برای پیش بینی میزان استخراج فلزات مس و روی به عنوان تابعی از شاخصه های مورد بررسی استفاده شد. برای اعتبار سنجی مدل، یک چهارم داده های آزمایشگاهی به عنوان داده های ارزیابی در نظر گرفته شد. نتایج مدل سازی شبکه عصبی دقت بالایی را به منظور پیش بینی متغیر هدف نشان داد؛ به طوری که مقادیر خطای MSE، MRE و  $R^2$  به ترتیب ۹/۴۸۵٪، ۱۵/۲۵۴ و ۰/۹۳۵۶ برای مدل پیش بینی کننده استخراج مس و ۱/۱۸۵۴٪، ۱/۰۹۴ و ۰/۹۹۶۳ برای مدل پیش بینی کننده استخراج روی به دست آمد.

تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۰۲/۱۴

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۴/۲۹

شماره صفحات: ۲۱ تا ۳۲

### کلیدواژه ها:

بیواسید لیچینگ،

صفحات مدار چاپی تلفن همراه،

سطح پاسخ،

شبکه عصبی مصنوعی

\* کردستان، سنندج، دانشگاه کردستان، دانشکده مهندسی، گروه مهندسی شیمی

استناد به مقاله:

عذیری، ر.، بیگزاده، ر.، رستگار، س. ا.، "مقایسه مدل سازی روش های شبکه عصبی و RSM فرایند استخراج از صفحات مدار چاپی تلفن همراه به وسیله افشره لیمو"، نشریه مهندسی شیمی ایران، سال بیست و یکم، شماره ۱۲۱، صص. ۲۱-۳۲، (۱۴۰۱).

امروزه به دلیل پیشرفت مداوم فناوری و بهبود استانداردهای زندگی، مقدار زیادی زباله الکترونیکی تولید شده است. سالانه حدود ۲۰ تا ۵۰ میلیون تن زباله الکترونیکی در دنیا تولید می‌شود. صفحات مدارچاپی به دلیل غنی بودن از فلزات با ارزش و سمی از جمله کروم، مس، روی، کبالت، نیکل و طلا، به عنوان ارزشمندترین و مهم‌ترین جزء در میان زباله‌های الکترونیکی مورد توجه قرار گرفته‌اند [۱ و ۲]. ساختار اساسی صفحات مدارچاپی متشکل از صفحه‌ای با روکش مس و رزین اپوکسی تقویت شده با فایبرگلاس است. به طور کلی می‌توان گفت که ۴۰٪ از این صفحات را فلزات، ۳۰٪ پلاستیک و ۳۰٪ سرامیک تشکیل می‌دهد [۳]. یک تن از گوشی‌های فرسوده به طور تقریبی شامل ۳/۵ kg نقره، ۳۴۰ g طلا، ۱۳۰ kg مس و ۱۴۰ g پالادیوم است [۴]. به دلیل وجود درصد بالای فلزات با ارزش در این زباله‌ها نسبت به منابع طبیعی، به آن‌ها معادن مصنوعی یا ثانویه نیز می‌گویند؛ بنابراین بازیافت زباله‌های الکترونیکی از دو جنبه اقتصادی و زیست‌محیطی حائز اهمیت است [۵ و ۶]. با توجه به کاستی‌های روش‌های سنتی، لازم است به دنبال فرایندهای بیولوژیکی سازگار با محیط‌زیست رفت [۷]. از جمله روش‌های استخراج فلزات می‌توان به پیرومتالورژی، هیدرومتالورژی و بیومتالورژی اشاره کرد. فناوری‌های بازیافت باید حتی الامکان ساده و کم‌هزینه باشند و زباله‌های جدید تولید نکنند [۸ و ۹]. از فناوری سنتی پیرومتالورژی سال‌ها برای بازیافت فلزات ارزشمند زباله‌های الکترونیکی استفاده شده است؛ اما به علت مصرف انرژی زیاد و تجهیزات گران، صرفه اقتصادی ندارد [۱۰ و ۱۱]. روش هیدرومتالورژی فرایند جداسازی را در زمان کم و سرعت بالایی انجام می‌دهد؛ اما چون از حجم زیادی ماده شیمیایی استفاده می‌کند سبب آلودگی محیط‌زیست می‌شود [۱۲]. از روش بیوهیدرومتالورژی به دلیل داشتن برتری‌های فراوان از جمله بازدهی بالا، پایین آمدن هزینه‌های سرمایه‌گذاری و نداشتن اثر منفی روی چرخه طبیعت به عنوان یک فناوری سبز در زمینه استخراج فلزات کم‌عیار از سنگ‌های معدنی و معادن ثانویه بسیار استقبال شده است [۱۳ و ۱۴]. استفاده از کاتالیزورهای ارزان قیمت و روش‌های فعال‌سازی مکانیکی می‌تواند سرعت واکنش را افزایش دهد و مشکل طولانی بودن فرایند بیوهیدرومتالورژی را حل کند. خدیو و

همکاران [۱۵] از بیوچار به عنوان کاتالیزور فرایند بیولیچینگ برای استخراج مس و نیکل از صفحات مدارچاپی تلفن همراه استفاده کردند. نتایج نشان داد که با افزایش غلظت بیوچار از ۱/۶ تا ۱۶ گرم بر لیتر، می‌توان به درصد استخراج ۹۸٪ و ۸۲٪ به ترتیب برای مس و نیکل رسید. ویهوا و همکاران [۱۶] از روش‌های فعال‌سازی مکانیکی برای افزایش درصد استخراج مس، نیکل و روی از صفحات مدارچاپی تلفن همراه استفاده کردند. نتایج نشان داد که درصد استخراج این فلزات قبل از فعال‌سازی مکانیکی برای مس، نیکل و روی به ترتیب ۷۴/۷۵٪، ۷۰/۴۶٪ و ۷۱/۰۵٪ بود و بعد از فعال‌سازی مکانیکی به ۹۴/۳۳٪، ۹۰/۶۹٪ و ۹۰/۷۸٪ رسید.

استفاده از روش‌های مدل‌سازی توانا برای پیش‌بینی دقیق فرایند استخراج می‌تواند در بهینه‌سازی آن‌ها بسیار مؤثر و مفید باشد. شبکه‌های عصبی مصنوعی یکی از زیرمجموعه‌های هوش مصنوعی است و به عنوان روشی برای مدل‌سازی و پیش‌بینی داده‌های آزمایشگاهی استفاده می‌شود. شبکه عصبی یک ابزار تقریب غیرخطی است که می‌تواند سامانه‌های نسبتاً پیچیده‌ای را مدل‌سازی کند [۱۷ و ۱۸]. در بسیاری از فرایندهای صنعتی از شبکه عصبی به عنوان ابزاری علمی برای پیش‌بینی سامانه‌ها استفاده می‌شود [۱۹]. پژوهش‌هایی با استفاده از روش شبکه عصبی برای پیش‌بینی استخراج فلز مس، کادمیم و روی از پسماندهای شهری به روش *Acidithiobacillus ferrooxidans* انجام شده است. کلود و همکاران [۲۰] خطای ۵٪ تا ۸٪ را برای پیش‌بینی درصد انحلال فلز گزارش کرده‌اند. لیو و همکاران [۲۱] از روش برق‌کافت برای استخراج مس از صفحات مدارچاپی استفاده کردند. مقایسه چهار روش مدل‌سازی نشان داد که شبکه عصبی با ضریب همبستگی ۰/۹۲ بهترین عملکرد را دارد.

در این تحقیق، میزان استخراج مس و روی از صفحات مدارچاپی<sup>۱</sup> تلفن همراه با تغییر غلظت افشرد لیمو، غلظت هیدروژن پراکسید ( $H_2O_2$ ) و چگالی پسماند (نسبت جامد به مایع) بررسی شده است. استفاده از افشرد لیمو به عنوان منبع اسید بیولوژیکی برای استخراج فلزات روی و مس از PCB برای اولین بار است که مطالعه می‌شود. تهیه یک مدل دقیق و معتبر برای پیش‌بینی نتایج سامانه مورد بررسی می‌تواند برای طراحی فرایندهای مشابه بسیار مفید باشد.

1. Printed Circuit Board, PCB

هدف از این پژوهش ارائه یک مدل شبکه عصبی برای پیش‌بینی دقیق استخراج Cu و Zn از PCB و مقایسه آن با روش سطح پاسخ (RSM) است.

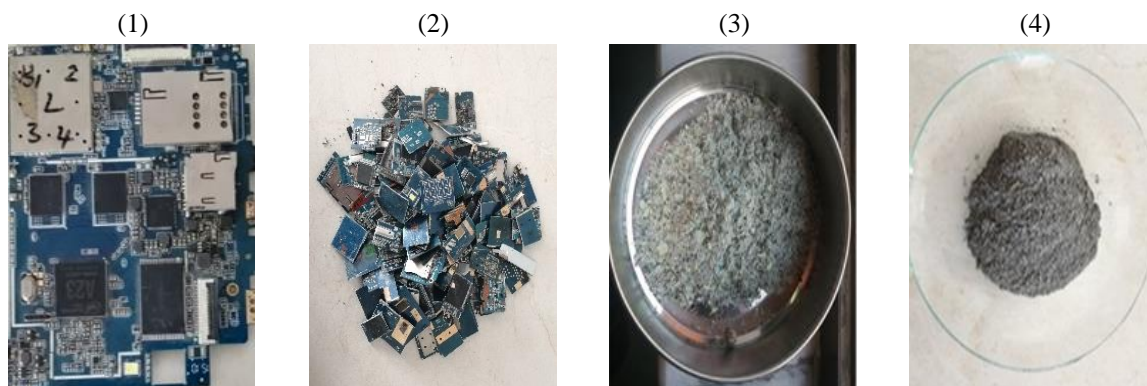
## ۲. مواد و روش‌ها

### ۲-۱ آماده‌سازی پودر صفحات مدارچاپی

صفحات مدارچاپی از مغازه‌های تعمیر موبایل سطح شهر سنج جمع‌آوری شد. ابتدا به وسیله قیچی آهن‌بر در اندازه‌های ۲ cm خرد شدند. سپس از آسیاب چکشی صنعتی به مدت ۱۵ min استفاده شد. برای رساندن اندازه ذرات تا ۱۵۰ μm آسیاب ادویه به مدت ۱۰ min به کار گرفته شد. در آخر به وسیله صافی‌های مش‌بندی شده ذراتی با اندازه ۱۵۰ تا ۱۸۰ μm برای انجام آزمایش‌ها جدا شدند. مراحل خردایش صفحات مدارچاپی در شکل (۱) نشان داده شده است.

### ۲-۲ طراحی آزمایش‌ها

روش سطح پاسخ<sup>۱</sup> مجموعه‌ای از روش‌های ریاضی است که رابطه میان یک یا چند پاسخ با متغیرهای مستقل متعدد را تعیین می‌کند. از بین روش‌های مختلف طراحی سطح پاسخ، روش طراحی مرکب مرکزی<sup>۲</sup> با سه شاخصه، پنج سطح مختلف و شش نقطه تکرار برای بهینه‌سازی شرایط استخراج فلزات موجود در صفحات مدارچاپی استفاده شد. روش طراحی مرکب مرکزی با بررسی نقاط بیشتری نسبت به سایر روش‌ها مدل‌سازی بهتر و در نتیجه نقطه بهینه دقیق‌تری را ارائه می‌دهد. به منظور یافتن مقدار فلزات موجود در صفحات مدارچاپی، یک نمونه ۱ گرمی از پودر جامد در داخل ۱۰۰ میلی‌لیتر محلول تیزاب (اسید نیتریک و هیدروکلریک اسید) به مدت ۱۲ ساعت روی همزن مغناطیسی با سرعت اختلاط ۲۰۰ rpm و دمای محیط ۲۰ °C مخلوط شده و نمونه بعد از صاف‌شدن برای تجزیه ICP فرستاده شد. نتایج در جدول (۱) گزارش شده است.



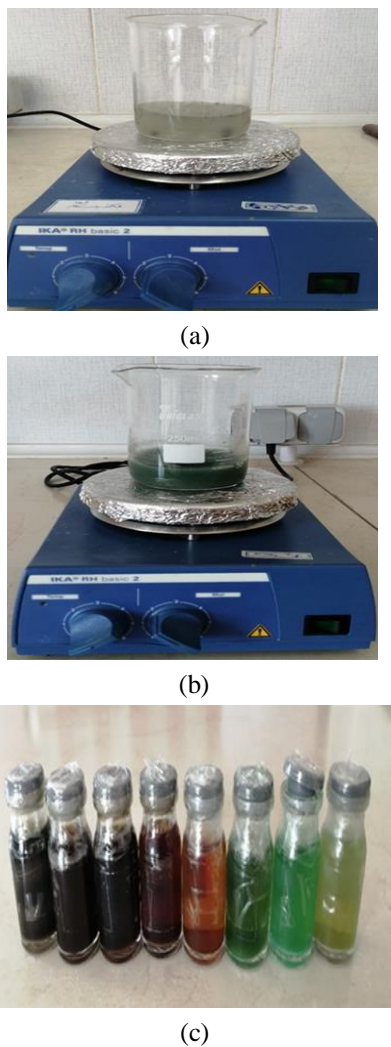
شکل ۱. مراحل خردایش صفحات مدارچاپی (۱) سائز اصلی صفحات مدارچاپی (۲) خردایش به وسیله قیچی آهن‌بری (۳) خردایش به وسیله آسیاب چکشی (۴) خردایش به وسیله آسیاب ادویه.

Figure 1. The stages of shredding printed circuit boards (1) The main size of printed circuit boards (2) Shredding with iron scissors (3) Shredding with a hammer mill (4) Shredding with a spice grinder.

جدول ۱. غلظت عناصر موجود در نمونه پسماند پس از تجزیه ICP.

Table 1. Elements in the residue sample after ICP analysis.

Element	Cu	Zn	Ag	Fe	Ni	Pb
Concentration (ppm)	4974.6	37.3	20.2	172.7	142.2	37.5



شکل ۲. مراحل فرایند انجام شده روی همزن مغناطیسی (a) در زمان صفر (b) پس از ۴ ساعت (c) محلول صاف و سانتریفوژ شده.

Figure 2. The steps of the process performed on the magnetic stirrer (a) at zero time (b) after 4 hours (c) the filtered and centrifuged solution.

لایه هاست؛ باید توجه داشت که تعداد زیاد لایه ها و نورون های پنهان شبکه را پیچیده می کند. بنابراین تعداد بهینه آن ها از راه روش آزمون و خطا تعیین شد. تعداد مختلفی از نورون های پنهان در روش آزمون و خطا بررسی و کمترین تعداد نورون های پنهان با بالاترین دقت برای پیکربندی شبکه انتخاب شد. شبکه آموزش داده شده شامل مؤلفه های وزن (W) و بیاس (b) در یک چیدمان متصل است که منجر به پاسخ (Y) به شرح زیر می شود:

برای هر آزمایش مقادیر متفاوت از نمونه جامد، به همراه ۱۰۰ mL حلال که شامل افشره لیمو و هیدروژن پراکسید بود به درون یک بشر ۱۵۰ mL ریخته شد و به مدت ۴ ساعت روی همزن مغناطیسی با سرعت اختلاط ۲۰۰ rpm و دمای محیط ۲۰ °C مورد اختلاط قرار گرفت. بعد از اتمام آزمایش و صاف کردن، محلول به مدت ۱۵ min با سرعت ۴۰۰۰ rpm سانتریفوژ و سپس در یخچال نگهداری شد. نمونه سانتریفوژ شده بعد از رقیق سازی به منظور اندازه گیری فلزات مس و روی برای تجزیه ICP فرستاده شد. فرایند انجام شده روی همزن مغناطیسی در شکل (۲) نشان داده شده است. درصد استخراج فلزات مس و روی از معادله زیر حساب شد [۲۲]:

$$R(\%) = \frac{(C_1 V_1)}{(C_2 V_2)} \times \frac{M_2}{M_1} \times 100 \quad (1)$$

در این معادله R درصد استخراج فلزات مس و روی،  $C_1$  و  $C_2$  غلظت فلزات بر حسب ppm در فرایند بیواسیدلیچینگ و تیزاب،  $M_2$  و  $M_1$  چگالی پسماند و حجم محلول تیزاب و  $V_1$  و  $V_2$  چگالی پسماند و حجم محلول بیواسید لیچینگ هستند.

### ۲-۳ مدل سازی شبکه عصبی مصنوعی

مدل سازی استخراج مس و روی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به وسیله داده های تجربی به دست آمده از PCB بررسی شد. مؤلفه هایی مانند غلظت افشره لیمو، چگالی پسماند و غلظت  $H_2O_2$  به عنوان متغیرهای ورودی در نظر گرفته شد. از شبکه های عصبی برای پیش بینی میزان بازیابی مس و روی استفاده و فرایند مدل سازی برای هر عنصر به صورت جداگانه انجام شد.

شبکه عصبی مصنوعی روشی برای پیش بینی نتایج خروجی در سامانه های پیچیده است؛ یک شبکه عصبی مصنوعی از سه لایه ورودی، خروجی و میانی (مخفی) تشکیل شده است. تعداد نورون ها در لایه های ورودی و خروجی به ترتیب برابر با تعداد متغیرهای ورودی (مستقل) و خروجی (وابسته) است. شبکه های توسعه یافته در این تحقیق دارای سه نورون در لایه ورودی و یک نورون در لایه خروجی است.

موضوع بسیار مهم در مدل سازی، تعیین تعداد مناسب لایه های پنهان و هم چنین تعداد نورون های پنهان در هر یک از این

$$Y = \sum_{j=1}^n W_{kj} \left[ F \left( \sum_{i=1}^m W_{ji} X_i + b_j \right) \right] + b_k \quad (2)$$

که در آن X مقدار متغیر ورودی است، n و m به ترتیب شماره نرون پنهان و ورودی است، i، j و k به ترتیب لایه ورودی، پنهان و خروجی را نشان می‌دهند. F تابع انتقال لایه پنهان است که سیگموئید تانژانت هیپربولیک برای این لایه در نظر گرفته شده است. از الگوریتم لونیگ-مارکورت (LM) با روش انتشار خطا (Back propagation, BP) برای شبکه عصبی پرسپترون چندلایه استفاده شد که در این روش مؤلفه‌های شبکه به‌طور تکراری اصلاح می‌شوند تا مقادیر خطا بر اساس بهینه‌سازی LM کاهش یابد [۲۳]. برای سرعت محاسباتی بیشتر تمام داده‌ها در محدوده ۰ و ۱ نرمالیزه شدند. همچنین یک‌چهارم داده‌ها به‌طور تصادفی برای

آزمودن اعتبار مدل به کار گرفته شد. داده‌های اعتبارسنجی در مرحله آموزش مدل نقشی ندارند. طرحواره‌ای از الگوریتم مدل‌سازی در این پژوهش در شکل (۳) نشان داده شده است.

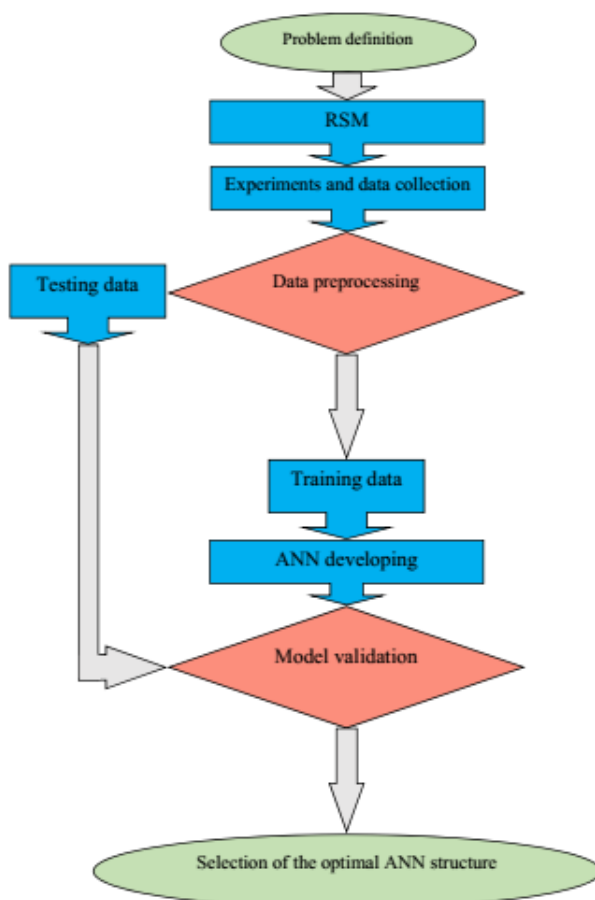
### ۳. بحث و بررسی نتایج

#### ۳-۱ تجزیه و تحلیل نتایج روش RSM

طبق نتایج طراحی آزمایش به روش طراحی مرکب مرکزی، تعداد ۲۰ آزمایش انجام و درصد استخراج مس و روی به‌عنوان پاسخ‌ها در نظر گرفته شد. درصد استخراج مس و روی در RSM از معادلات زیر حساب شد که در آن A چگالی پسماند، B غلظت هیدروژن پراکسید و C غلظت افشره لیمو است.

$$Cu \text{ recovery } (\%) = +44.06 - 13.20A + 15.53B + 3.54C - 7.91AB - 1.54AC + 2.36BC + 1.26A^2 - 5.07B^2 - 2.12C^2 - 1.74ABC + 3.81A^2B - 6.52A^2C - 5.01AB^2 \quad (3)$$

$$Zn \text{ recovery } (\%) = +52.15 - 9.44A + 13.34B - 2.05C - 2.46AB - 2.26AC - 0.34BC - 4.69B^2 \quad (4)$$



شکل ۳. الگوریتم مدل‌سازی انجام‌شده در این پژوهش.

Figure 3. The modeling algorithm in the research.



به‌تنهایی بازده بالایی ایجاد کند و حضور هیدروژن پراکسید برای افزایش پتانسیل محیط ضروری است. با تجزیه هیدروژن پراکسید و تولید رادیکال‌های هیدروکسیلی (OH<sup>•</sup>)، پتانسیل اکسایش محیط بالا می‌رود و در نتیجه مس به‌صورت یون وارد فاز محلول می‌شود. افشره لیمو حاوی اسیدهای طبیعی مانند آسکوربیک اسید، سیتریک اسید و مالیک اسید است. غلظت افشره لیمو و غلظت اسیدهای موجود در آن باهم نسبت مستقیم دارند. با افزایش غلظت این اسیدها مقدار H<sup>+</sup> تولیدشده در محیط افزایش می‌یابد و فلزات موجود در پسماند با بازده بیشتری استخراج می‌شود.

شکل (۴-ب) تأثیر دو عامل چگالی پسماند و غلظت هیدروژن پراکسید را بر استخراج روی نشان می‌دهد. با توجه به نمودار با افزایش غلظت هیدروژن پراکسید از ۳/۸۴ تا ۱۲/۱۶ (v/v) در مقدار ثابت چگالی پسماند (۱/۴۱ (v/v))، درصد استخراج روی از ۴۱/۲۹ تا ۷۱/۳۱ درصد افزایش می‌یابد.

### ۳-۲ نتایج مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی

در این تحقیق دو شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی بازده استخراج مس و روی آموزش داده شدند. تعداد مختلفی از نرون‌ها در لایه میانی بررسی شدند تا تعداد بهینه به دست آید. مقادیر خطا برای بررسی دقت شبکه‌ها شامل میانگین مربع خطا (MSE)، میانگین خطای نسبی (MRE) و کسر مطلق واریانس (R<sup>2</sup>) است:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (r_i - p_i)^2 \quad (5)$$

$$MRE (\%) = \frac{100}{N} \sum_{i=1}^N \left( \frac{|r_i - p_i|}{r_i} \right) \quad (6)$$

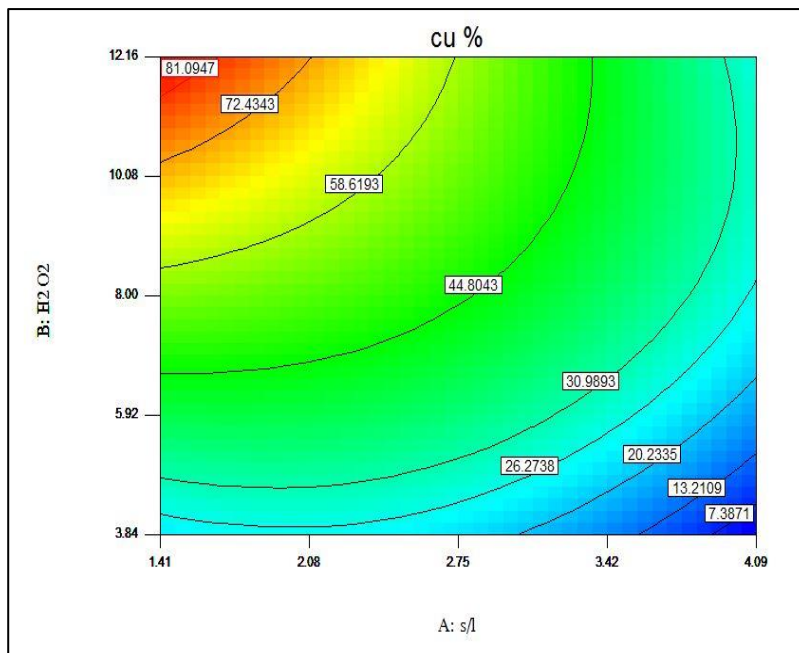
$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (r_i - p_i)^2}{\sum_{i=1}^N (r_i)^2} \quad (7)$$

در این روابط N تعداد داده‌هاست، r مقدار واقعی (تجربی) و p مقدار پیش‌بینی شده (به‌وسیله مدل) است. مقادیر اولیه مؤلفه‌های شبکه عصبی (W و b) به‌طور تصادفی برای هر دوره در فرایند آموزش

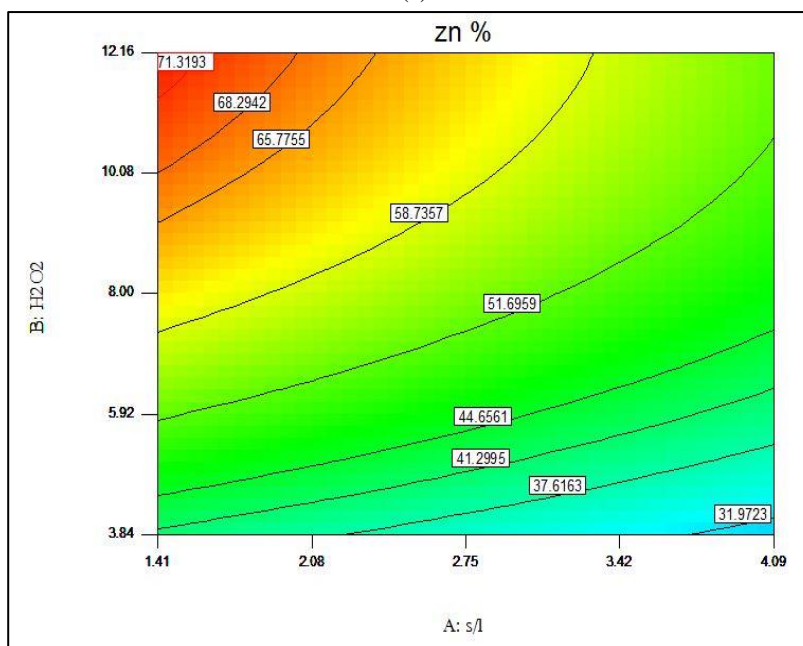
نتایج ANOVA مربوط به RSM با ضریب اطمینان ۰/۹۵ (p-value < 0.05) تطابق خوبی با داده‌های آزمایشگاهی دارد.

بر طبق نرم‌افزار دیزاین اکسپرت مدل انتخاب‌شده برای مس، یک مدل درجه سوم کاهش یافته که منجر به R<sup>2</sup>=۰/۹۹۹ و برای استخراج روی مدل درجه دوم کاهش یافته، انتخاب شد که منجر به R<sup>2</sup>=۰/۹۷۸ شده است که در آن بالا بودن مقادیر R<sup>2</sup> نشانگر مناسب بودن مدل‌های انتخاب‌شده برای هر یک از فلزات است. همچنین با توجه به مدل مس برهمکنش‌های AB و AC اثر منفی و برهمکنش BC اثر مثبت بر افزایش بازده مس را دارند. همچنین با توجه به مدل استخراج روی تمام برهمکنش‌های دوتایی شامل برهمکنش‌های AB، AC و BC اثر منفی دارند. ضریب همبستگی درواقع تطابق نتایج آزمایشگاهی با نتایج مدل را نشان می‌دهد و هرچه به ۱ نزدیک‌تر باشد بهتر است در اینجا برای هر دو مدل ضریب همبستگی R<sup>2</sup> > ۰/۹۰ گزارش شده است. همچنین در طراحی RSM عدد ۰/۹ برای هر دو مقدار adjusted R-squared و R-squared از نرم‌افزار به دست آمد. دقتی که نسبت سیگنال به نویز را نشان می‌دهد برای مس ۳۸/۸۵ و برای روی ۱۷/۳۰ به دست آمد که بیشتر از حد قابل قبول ۴ است.

درصد استخراج مس و روی تحت تأثیر سه شاخصه چگالی پسماند، غلظت افشره لیمو و هیدروژن پراکسید بررسی شد. شکل (۴-ا) تأثیر دو عامل چگالی پسماند و غلظت هیدروژن پراکسید بر استخراج مس نشان می‌دهد. با افزایش غلظت هیدروژن پراکسید از ۳/۸۴ تا ۱۲/۱۶ (v/v) در مقدار ثابت چگالی پسماند (۱/۴۱ (v/v))، درصد استخراج مس از ۲۶/۲۷ تا ۸۱/۰۹ درصد افزایش می‌یابد. افزایش چگالی پسماند تأثیر منفی بر مقدار استخراج دارد. با افزایش مقدار چگالی پسماند از ۱/۴۱ تا ۱/۰۹ (v/v) در مقدار ثابت غلظت هیدروژن پراکسید (۳/۸۴ (v/v))، درصد استخراج مس از ۲۶/۲۷ تا ۷/۳۸ درصد کاهش می‌یابد. با کاهش چگالی پسماند گران‌روی محیط کاهش می‌یابد و ذرات جامد به‌صورت یک‌نواخت در محلول توزیع می‌شوند؛ در نتیجه عامل لیچینگ به لایه‌های داخلی ذرات جامد راحت‌تر نفوذ می‌کند و احتمال برهمکنش بین آن‌ها افزایش می‌یابد [۲۴]. با توجه به دی‌گرام پوربه موجود در پژوهش هونگ و همکاران [۲۵] استخراج مس به‌دلیل خواص الکتروشیمیایی آن در پتانسیل بالا امکان‌پذیر است و سیتریک اسید نمی‌تواند



(a)



(b)

شکل ۴. تأثیر مؤلفه‌های مختلف بر استخراج (a) مس و (b) روی.

Figure 4. The effect of different parameters on the extraction of (a) copper and (b) zinc.

گزارش شده، شبکه‌های عصبی با تعداد سه نرون در لایه پنهان به‌عنوان ساختار بهینه تعیین شد. مقادیر MRE برای مس و روی به ترتیب، برای همه داده‌ها ۹/۴۸۵ و ۱/۸۵۴ درصد و برای داده‌های اعتبارسنجی ۸/۷۴۷ و ۳/۰۵۶ درصد است. همچنین مقادیر MSE برای مس و روی به ترتیب ۱۵/۲۵۴ و ۱/۰۹۴ حاصل شد.

استفاده می‌شود. بنابراین بهترین پاسخ از بین ۱۰۰ اجرای برنامه با مقادیر اولیه مختلف انتخاب شد. مقادیر MRE مربوط به شبکه‌هایی با نورون‌های مختلف در لایه پنهان در جداول (۲) و (۳) ارائه شده است. مقادیر خطا مربوط به کل داده‌ها و مجموعه داده‌های اعتبارسنجی در جداول ارائه شده است. با توجه به مقادیر خطای



جدول ۳. مقادیر درصد خطای نسبی برای تعداد متفاوت نرون پنهان (تخمین استخراج Zn).

Table 3. Relative error percentage values for different number of hidden neurons (estimation of Zn extraction).

Number of neurons	MRE (%) of all data points	MRE (%) of test data set
1	12.670	9.692
2	6.554	10.292
3	1.854	3.056
4	1.834	6.823
5	1.381	5.179
6	1.693	6.349

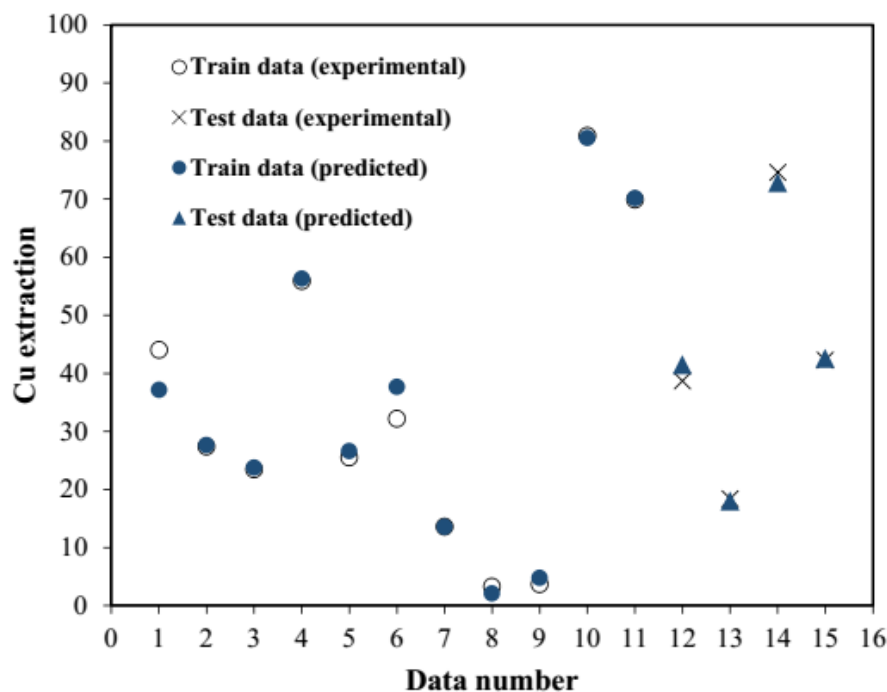
ارزیابی (اعتبارسنجی) شامل یک چهارم داده‌های تجربی به کار رفت. این داده‌ها در مرحله آموزش شبکه استفاده نشدند. پایین بودن میزان خطا در گروه داده‌های اعتبارسنجی و هم‌چنین تفاوت قابل قبول بین خطاهای به دست آمده برای داده‌های آموزشی و اعتبارسنجی، اعتبار مدل را تأیید می‌کند.

جدول ۲. مقادیر درصد خطای نسبی برای تعداد متفاوت نرون پنهان (تخمین استخراج Cu).

Table 2. Relative error percentage values for different number of hidden neurons (estimation of Cu extraction).

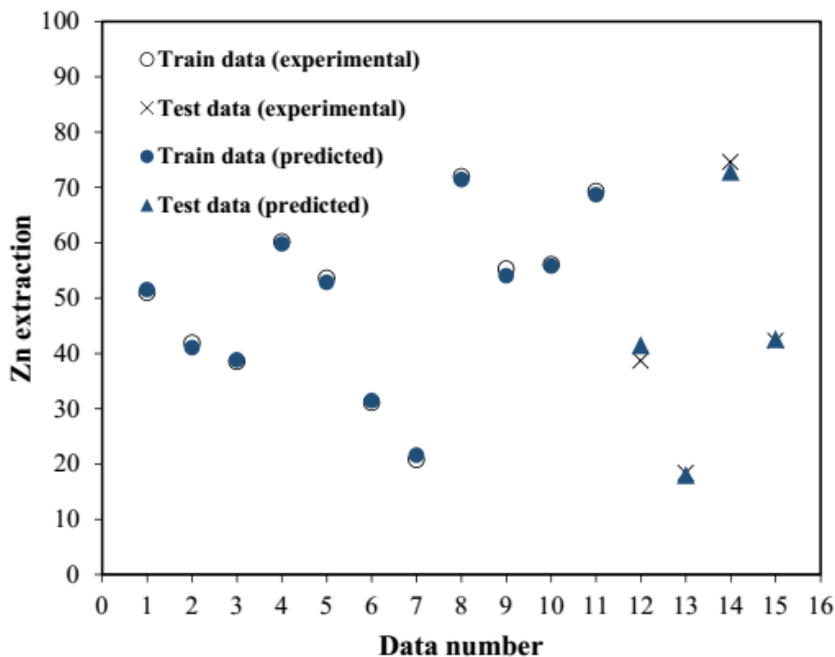
Number of neurons	MRE (%) of all data points	MRE (%) of test data set
1	46.243	16.184
2	9.525	12.589
3	9.485	8.747
4	14.256	13.819
5	8.189	11.954
6	8.011	10.819

ارزیابی مدل‌های شبکه عصبی برای مجموعه داده‌های تجربی و خروجی مدل در شکل‌های (۵) و (۶) نشان داده شده است. در این مطالعه مجموعاً از ۱۵ داده آزمایشگاهی برای آموزش و تأیید اعتبار مدل پیش‌بینی کننده میزان استخراج مس و هم‌مین تعداد داده آزمایشگاهی برای مدل پیش‌بینی کننده میزان استخراج روی استفاده شد. برای تأیید اعتبار شبکه عصبی یک مجموعه داده



شکل ۵. مقایسه داده‌های پیش‌بینی شده (با ANN) و تجربی برای بازیابی مس.

Figure 5. Comparison of predicted (by ANN) and experimental data for Cu recovery.



شکل ۶. مقایسه داده‌های پیش‌بینی‌شده (با ANN) و تجربی برای بازیابی روی.

Figure 6. Comparison of predicted (by ANN) and experimental data for Zn recovery.

در جداول (۴) و (۵) مؤلفه‌های مربوط به شبکه‌های پهنه‌شده با ساختار ۳-۳-۱ ارائه شده است. با به‌کارگیری وزن و بیاس‌های گزارش‌شده در معادله (۲)، میزان استخراج مس و روی را می‌توان تخمین زد. مقادیر خطا (MRE و MSE) و کسر مطلق واریانس ( $R^2$ ) مربوط به ANN و RSM در جدول (۶) ارائه شده است. اطلاعات جدول نشان‌دهنده برتری ANN در پیش‌بینی بازیابی Zn است؛ اما معادله RSM در تخمین بازیابی مس دقیق‌تر است.

جدول ۴. وزن‌ها و بیاس‌های شبکه عصبی برای پیش‌بینی استخراج مس.

Table 4. Weights and biases of neural network for predicting Cu extraction.

Neuron	$W_{ji}$			$b_j$	$b_k=0.3954$
	s/l ratio	H <sub>2</sub> O <sub>2</sub>	Citric acid %		$W_{kj}$
1	6.7708	1.6416	4.1761	-10.6058	-0.3176
2	4.4288	-17.4526	2.7492	0.2640	-0.3853
3	-6.2255	5.1849	-0.0419	-4.9349	4.7845

جدول ۵. وزن‌ها و بیاس‌های شبکه عصبی برای پیش‌بینی استخراج روی.

Table 5. Weights and biases of neural network for predicting Zn extraction.

Neuron	$W_{ji}$			$b_j$	$b_k=-2.4504$
	s/l ratio	H <sub>2</sub> O <sub>2</sub>	Citric acid %		$W_{kj}$
1	-2.6712	-9.2332	-4.2628	14.5666	2.2255
2	5.9290	-8.0154	-4.2946	4.9076	-0.3564
3	-1.1203	3.9208	-0.9081	0.7430	1.3260

جدول ۶. مقادیر خطا برای مدل‌های استفاده شده در این تحقیق.

Table 6. Error values for the models used in the research.

Target variable	Model	MRE (%)	MSE	R <sup>2</sup>
Cu recovery	ANN	9.485	15.254	0.9356
	RSM	0.552	0.067	0.9997
Zn recovery	ANN	1.854	1.094	0.9963
	RSM	5.044	6.391	0.9783

- [2] Hudec, M. R., Sodhi, M., Goglia-Arora, D. "Biorecovery of metals from electronic waste", In 7th Latin American and Caribbean conference for engineering and technology, Venezuela. (2009).
- [3] Wang, J., Chen, S., Zeng, X., Huang, J., Liang, Q., Shu, J., Sun, Z. "Recovery of high purity copper from waste printed circuit boards of mobile phones by slurry electrolysis with ammonia-ammonium system", Separation and Purification Technology, p. 119180, (2021).
- [4] Islam, A., Ahmed, T., Awual, M. R., Rahman, A., Sultana, M., Abd Aziz, A., Hasan, M., "Advances in sustainable approaches to recover metals from e-waste-A review", Journal of Cleaner Production, 244: p. 118815, (2020).
- [5] Pradhan, J. K., Kumar, S., "Metals bioleaching from electronic waste by Chromobacterium violaceum and Pseudomonads sp", Waste management & research, 30: pp. 1151-1159, (2012).
- [6] Yang, H., Zhang, S., Ye, W., Qin, Y., Xu, M., Han, L., "Emission reduction benefits and efficiency of e-waste recycling in China", Waste Management, 102: pp. 541-549, (2020).
- [7] Arshadi, M., Nili, S., Yaghmaei, S., "Ni and Cu recovery by bioleaching from the printed circuit boards of mobile phones in non-conventional medium", Journal of environmental management, 250: p. 109502, (2019).
- [8] Sannigrahi, S., Suthindhiran, K., "Metal recovery from printed circuit boards by magnetotactic bacteria", Hydrometallurgy, 187: p. 113-124, (2019).
- [9] Lee, J. C., Pandey, B. D., "Bio-processing of solid wastes and secondary resources for metal extraction—a review", Waste management, 32: pp. 3-18, (2012).
- [10] Arshadi, M., Mousavi, S. M., "Simultaneous recovery of Ni and Cu from computer-printed circuit boards using bioleaching: statistical evaluation and optimization", Bioresource technology, 174: pp. 233-242, (2014).

#### ۴. نتیجه‌گیری

در این تحقیق، روش سطح پاسخ و شبکه عصبی مصنوعی برای مدل‌سازی بازده استخراج روی و مس از صفحات مدارچاپی تلفن همراه با استفاده از اسید آلی افشرد لیمو بررسی شد. تأثیر تغییر غلظت افشرد لیمو، چگالی پسماند و غلظت H<sub>2</sub>O<sub>2</sub> در بازده استخراج فلز بررسی شد. نتایج ANOVA برای مدل تعریف‌شده با روش سطح پاسخ با ضریب همبستگی  $R^2 > 0.90$  و ضریب اطمینان ۹۵٪ (p-value < 0.05) تطابق خوبی با نتایج آزمایشگاهی را نشان می‌دهد. برای هر دو فلز دو شبکه عصبی پرسپترون سه‌لایه با سه متغیر ورودی برای تخمین استخراج روی و مس آموزش داده شد. تطابق مناسب داده‌های آزمایشگاهی و پیش‌بینی شده به‌خصوص برای مجموعه داده‌های ارزیابی، اعتبار شبکه‌ها را ثابت کرد. از مقادیر خطای MRE، MSE و R<sup>2</sup> برای بررسی دقت مدل‌ها استفاده شد. به ترتیب ۹/۴۸۵٪، ۱۵/۲۵۴ و ۰/۹۳۵۶ برای مدل پیش‌بینی‌کننده استخراج مس و ۱/۸۵۴٪، ۱/۰۹۴ و ۰/۹۹۶۳ برای مدل پیش‌بینی‌کننده استخراج روی به ترتیب برای MRE، MSE و R<sup>2</sup> به دست آمد. دقت شبکه‌های عصبی توسعه‌یافته و معادله RSM مقایسه شدند. مشخص شد که شبکه‌ها عملکرد بهتری در پیش‌بینی میزان استخراج روی دارند؛ ولی در مورد تخمین استخراج مس معادلات RSM خطای کمتری داشتند.

#### مراجع

- [1] Yavari, M., Ebrahimi, S., Aghazadeh, V., Ghashghaee, M., "Intensified Bioleaching of Copper from Chalcopyrite: Decoupling and Optimization of the Chemical Stage", Iranian Journal of Chemistry and Chemical Engineering, 39: pp. 343-352, (2020).

- [11] Mousavi, S. M., Yaghmaei, S., Vossoughi, M., Jafari, A., Hoseini, S. A., "Comparison of bioleaching ability of two native mesophilic and thermophilic bacteria on copper recovery from chalcopyrite concentrate in an airlift bioreactor", *Hydrometallurgy*, 80: pp. 139-144, (2005).
- [12] López-Delgado, A., Robla, J. I., Padilla, I., Lopez-Andres, S., Romero, M., "Zero-waste process for the transformation of a hazardous aluminum waste into a raw material to obtain zeolites", *Journal of Cleaner Production*, 255: pp. 120178, (2020).
- [13] Zhu, N., Xiang, Y., Zhang, T., Wu, P., Dang, Z., Li, P., Wu, J., "Bioleaching of metal concentrates of waste printed circuit boards by mixed culture of acidophilic bacteria", *Journal of Hazardous Materials*, 192: pp. 614-619, (2011).
- [14] Boskovic, I., Grudic, V., Ivanovic, M., Milasevic, I., "Investigation of Reduction and Precipitation Rate of Colloidal Gold Particles Obtained in the Process of Electrical and Electronic Waste Recycling", *Iranian Journal of Chemistry and Chemical Engineering*, 37: pp. 133-138, (2018).
- [15] Kadivar, S., Pourhossein, F., Mousavi, S. M., "Recovery of valuable metals from spent mobile phone printed circuit boards using biochar in indirect bioleaching", *Journal of Environmental Management*, 280: pp. 111642, (2021).
- [16] Gu, W., Bai, J., Lu, L., Zhuang, X., Zhao, J., Yuan, W., Wang, J., "Improved bioleaching efficiency of metals from waste printed circuit boards by mechanical activation", *Waste Management*, 98: pp. 21-28, (2019).
- [17] Rathna, R., Nakkeeran, E., "Biological treatment for the recovery of minerals from low-grade ores", *Current Developments in Biotechnology and Bioengineering*, pp. 437-458, (2020).
- [18] Gardner, M. W., Dorling, S. R. "Artificial neural networks (the multilayer perceptron)-a review of applications in the atmospheric sciences", *Atmospheric environment*, 32: pp. 2627-2636, (1998).
- [19] Hornik, K., Stinchcombe, M., White, H., "Multilayer feedforward networks are universal approximators", *Neural networks*, 2: pp. 359-366, (1989).
- [20] Vasseghian, Y., Heidari, N., Ahmadi, M., Zahedi, G., Mohsenipour, A. A., "Simultaneous ash and sulfur removal from bitumen: Experiments and neural network modeling", *Fuel processing technology*, 125: pp. 79-85., (2014).
- [21] Laberge, C., Cluis, D., Mercier, G., "Metal bioleaching prediction in continuous processing of municipal sewage with *Thiobacillus ferrooxidans* using neural networks", *Water Research*, 34: pp. 1145-1156, (2000).
- [22] Yun, L., Goyal, A., Singh, V. P., Gao, L., Peng, X., Niu, X., Garg, A., "Experimental coupled predictive modelling based recycling of waste printed circuit boards for maximum extraction of copper", *Journal of cleaner production*, 218: pp. 763-771, (2019).
- [23] Hagan, M. T., Menhaj, M. B., "Training feedforward networks with the Marquardt algorithm", *IEEE transactions on Neural Networks*, 5: pp. 989-993, (1994).
- [24] Jiang, F., Chen, Y., Ju, S., Zhu, Q., Zhang, L., Peng, J., Miller, J. D., "Ultrasound-assisted leaching of cobalt and lithium from spent lithium-ion batteries", *Ultrasonics sonochemistry*, 48: pp. 88-95, (2018).
- [25] Eom, D. H., Kim, I. K., Han, J. H., Park, J. G., "The effect of hydrogen peroxide in a citric acid based copper slurry on Cu polishing", *Journal of the Electrochemical Society*, 154: D38, (2006).