

پیش بینی زمان شکست در خوردگی تنش فولاد زنگ نزن ۳۰۴ در محیطهای آبی کلریدی توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی

تقی شهبابی فراهانی*، وحید بایگی** و سید احمد لاجوردی**
بخش مهندسی مواد، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه تربیت مدرس

(دریافت مقاله: ۸۵/۱۰/۲ - دریافت نسخه نهایی: ۸۶/۱۰/۱۲)

چکیده - یکی از موارد پیچیده و در عین حال مهم در مطالعات خوردگی تنش آلیاژها، تعیین وقوع یا عدم وقوع خوردگی تنش و تعیین زمان شکست آن است. علی‌رغم انجام تحقیقات وسیع در این زمینه، هنوز فرمولبندی یا روش مطمئنی برای تخمین وقوع خوردگی تنش و همچنین تعیین زمان شکست در اثر خوردگی تنش ارائه نشده است. در این مقاله، توانایی شبکه‌های عصبی مصنوعی در تعیین زمان شکست فولاد زنگ نزن آستنیتی ۳۰۴ بر اثر خوردگی تنش در محیطهای آبی کلریدی داغ به همراه تحلیل حساسیت پارامترهای کلیدی ارائه شده است. پارامترهایی که در این تحقیق به عنوان ورودی شبکه عصبی مصنوعی مورد بررسی قرار گرفته اند شامل دما، غلظت کلر و میزان تنش اعمالی است. همچنین از زمان شکست نیز به عنوان پارامتر خروجی و معیار کلیدی در ارزیابی پارامترهای اثرگذار استفاده شد. راندمان آماری این شبکه میانگین سه مجموعه آموزش و آزمایش است. همچنین برای آزمایش شبکه از داده‌هایی استفاده شد که جزء داده‌های آموزشی نبودند. نتایج حاصل از خروجی شبکه نشان داد که مدل پیشنهادی توانایی پیش بینی زمان شکست را با واریانس ۷۴٪ از داده‌های واقعی داراست.

واژگان کلیدی: شبکه عصبی مصنوعی، خوردگی تنش، فولاد زنگ نزن ۳۰۴، زمان شکست، غلظت یون کلر و تنش اعمالی

Prediction of Time to Failure in SCC of 304 Stainless Steel in Aqueous Chloride Solution Using Neural Network

T. Shahrabi Farahani, V. Baigi and S. A. Lajvardi

Department of Materials Science and Engineering, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran

Abstract: Prediction of SCC risk of austenitic stainless steels in aqueous chloride solution and estimation of the time to failure as a result of SCC form important and complicated topics for study. Despite the many studies reported in the literature, a formulation or a reliable method for the prediction of time to failure as a result of SCC is yet to be developed. This paper is an

* - دانشیار ** - کارشناس ارشد

effort to investigate the capability of artificial neural network in estimating the time to failure for SCC of 304 stainless steel in aqueous chloride solution and to provide a sensitivity analysis thereof. The input parameters considered are temperature, chloride ion concentration, and applied stress. The time to failure is defined as the output parameter and the key criterion to evaluate the effective parameters. The statistical performance of the neural network is expressed as the average of three learning and testing results. The SCC database is divided into two sections designated as the learning set and the testing set. The output results show that artificial neural network can predict the time to failure for about 74% of the variance of SCC experimental data. Furthermore, the sensitivity analysis also exhibits the effects of input parameters on SCC of 304 stainless steel in aqueous chloride solutions.

Keywords: Artificial neural network, Stress corrosion cracking, Sensitivity analysis, Time to failure, Chloride concentration, Applied stress.

۱- مقدمه

بینی نوع خوردگی با استفاده از منحنیهای پلاریزاسیون استفاده کردند. این محققان در تلاش علمی خود موفق شدند به نتایج جالب توجهی دست پیدا کنند که تطابق خوبی را با حالت واقعی نشان می‌داد. تراساتی و همکارانش [۵] از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی در تخمین شروع خوردگی شیاری استفاده کردند. در این کار نیز شبکه‌های عصبی مصنوعی بهتر از سایر روشهای موجود موفق به ارائه جواب نزدیک به واقعیت شد. یکی از انواع خوردگیهای موضعی، خوردگی تنشی است و فاکتورهای محیطی و متالورژیکی متعددی در ایجاد یا تسریع این نوع خوردگی موثر هستند. با وجود اینکه تحقیقات بسیاری در یافتن عوامل موثر بر ایجاد خوردگی تنشی انجام شده است؛ ولی تاکنون راه حل مشخصی در فرموله کردن پارامترها ارائه نشده است. مطمئناً از دلایل اصلی در عدم حل این مسئله، گستردگی داده‌های آزمایشگاهی و متغیر و پیچیده بودن مکانیزم آن در اثر تغییر اندک پارامترهای کلیدی است. در این تحقیق سعی بر این است تا با مروری بر دستاوردهای آزمایشگاهی قبلی که در این زمینه صورت گرفته است ابتدا فاکتورهای موثر را دسته‌بندی کرده و سپس با استفاده از آنها و معیار زمان شکست، شبکه عصبی مصنوعی مناسبی طراحی شود تا در شرایط گوناگون، میزان اثرگذاری پارامترهای مختلف را در ایجاد خوردگی تنشی مقایسه کند.

۲- روش شبیه سازی در این تحقیق

در این پژوهش، فولاد زنگ نزن آستینیتی ۳۰۴ به عنوان نمونه آزمایشگاهی انتخاب شده است و از بین پارامترهای

شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان ابزاری توانمند در تحقیقات علوم و مهندسی کاربرد دارند. شبکه‌های عصبی مصنوعی قادر هستند با دسته‌بندی هوشمند داده‌های آزمایشگاهی و حالت‌های مختلف، الگوهای خاصی را در جهت حل مسائل بین پارامترهای ورودی برقرار کنند. اخیراً از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای مطالعات خوردگی نیز استفاده شده است. اسمتزر و همکارانش [۱] برای تخمین خطر خوردگی تنشی در فولادهای زنگ نزن ۳۰۴ و ۳۱۶ از این روش استفاده کردند. پارامترهای ورودی شبکه شامل غلظت کلر، دما و اکسیژن و پارامتر خروجی وجود خوردگی تنشی یا عدم وجود خوردگی تنشی بود. او و همکارانش در این کار موفق به مدلسازی وجود خوردگی تنشی یا عدم وجود آن نشدند بلکه موفق شدند تا ناحیه ای که در آن خطر خوردگی تنشی رو به افزایش بوده است را شبیه سازی کنند. موارد دیگری نیز از کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در خوردگی اتمسفری گزارش شده است. در سال ۱۹۹۸، کای و همکارانش [۲] در مدلسازی خوردگی اتمسفری از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده کردند. آنها توانستند با ۷۰٪ واریانس نسبت به داده‌های خوردگی در آهن و روی، این مدل را شبیه سازی کنند. در سال ۱۹۹۸، پیتوس و همکارانش [۳] در زمینه خوردگی اتمسفری تحقیقاتی انجام دادند. آنها با استفاده از مقادیر آزمایشگاهی توانستند سرعت خوردگی اتمسفری فولاد کربنی را در پروژه نقشه خوردگی آمریکا مدلسازی کنند. روزن و همکارانش [۴] از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش

جدول ۱- لیست مراجعی که پایگاه داده‌ها را تشکیل داده‌اند.

[۲۰]، [۱۹]، [۱۸]، [۱۷]، [۱۶]، [۱۵]، [۱۴]، [۱۳]، [۱۲]، [۱۱]، [۱۰]، [۹]، [۸]، [۷]، [۶]، [۱]
 [۳۲]، [۳۱]، [۳۰]، [۲۹]، [۲۸]، [۲۷]، [۲۶]، [۲۵]، [۲۴]، [۲۳]، [۲۲]، [۲۱]
 [۳۷]، [۳۶]، [۳۵]، [۳۴]، [۳۳]

جدول ۲- خصوصیات شبکه عصبی در این تحقیق

وضعیت	خصوصیات شبکه
۳	تعداد نرونها در شبکه ورودی
۱	تعداد نرونها در شبکه خروجی
۸	تعداد نرونها در شبکه مخفی
افزایش خطا	معیار توقف آموزش
سیگموئید	تابع انتقال
گرادیانی	الگوریتم کاهش خطا

وارد شده به صورت طبیعی و پارامترهای غلظت کلر و زمان شکست به صورت لگاریتمی به کار برده شدند. شبکه فوق بر پایه اصول شبکه‌های انتشار برگشتی طراحی شد و از الگوی پرسپترون چندلایه برای شبیه سازی استفاده شد. به علت توانایی خاص تابع سیگموئید در حل مسائل خاص مهندسی، تابع انتقال نیز سیگموئیدی انتخاب شد. در طی آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی، وزنها و مقادیر آستانه برای کاهش خطا تغییر می‌کنند و خطا نیز به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$E = \frac{1}{2} \left(\sum_i \sum_j (y_{ij} - o_{ij})^2 \right) \quad (1)$$

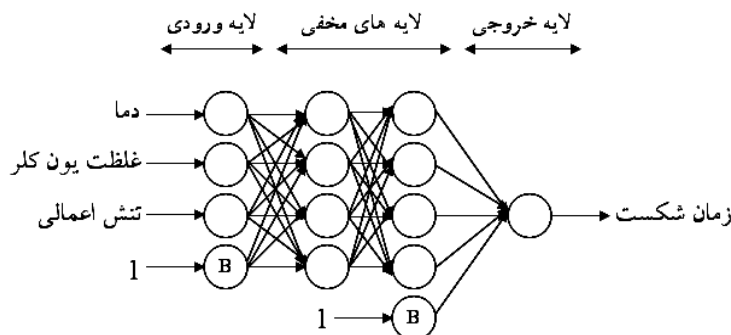
در فرمول اخیر y_{ij} خروجی شبکه و o_{ij} پاسخ مطلوب یا پاسخ آزمایشگاهی است.

به منظور یافتن بهترین تعداد نرونها در لایه مخفی، در ابتدای کار یک زیر مجموعه از داده‌ها انتخاب شد و ۱۲ شبکه با تعداد مختلف نرون طراحی شد که حالت توپولوژی بهینه، قرار گرفتن دو لایه مخفی با تعداد 4×4 نرون بود. از نرون بایاس نیز در لایه ورودی و لایه پنهان استفاده شد. در جدول (۲)، خصوصیات شبکه مطابق با شکل (۱) آمده است. برای ارزیابی نتایج آزمایشات، ضرایب تصحیح چندگانه (R) و

اثرگذار در محیطهای آبی کلریدی، سه پارامتر دما، غلظت کلر و تنش اعمالی به علت گستردگی و یکنواختی داده‌های آزمایشگاهی انتخاب شدند. از پارامتر زمان شکست نیز به عنوان معیار آموزش استفاده شد. قابل ذکر است که از تنش وارده به عنوان نماینده تنش پسماند و تسریع کننده در خوردگی تنشی و از پارامتر زمان شکست نیز به عنوان معیاری برای مقایسه اثرگذاری پارامترهای مختلف استفاده شده است. داده‌هایی که در این کار مورد استفاده قرار گرفتند از ۳۳ مرجعی که لیست آنها در جدول (۱) آمده، استخراج شده است. داده‌های فوق مربوط به سالهای ۱۹۹۲ تا ۲۰۰۴ بوده و از آزمایشات خوردگی تنشی با روش سرعت تغییر طول نسبی کند (SSR) به دست آمده است.

۳- نتایج

در شروع آموزش، ابتدا همه داده‌ها در بازه‌های [۱-۰] درجه بندی و مرتب شدند. بهترین آزمایش برای بازدهی شبکه، اعمال یک دسته از داده‌هایی است که در آموزش استفاده نشده‌اند. بنابراین ۸۰ درصد داده‌ها صرف آموزش شده و ۲۰ درصد بقیه نیز برای آزمایش و اعتبار شبکه به کار برده شده است. از بین پارامترهای ورودی و خروجی، دما و میزان تنش



شکل ۱- مدل شبکه عصبی مصنوعی در تخمین زمان شکست فولاد زنگ نزن ۳۰۴ ناشی از خوردگی تنش کلریدی

جدول ۳- بازدهی مدل شبکه عصبی مصنوعی

ضریب تصحیح (R)	خطای نسبی (e)	
۰/۷۲۵	٪۴۷	مجموعه آزمایش اول
۰/۷۱۰	٪۵۲	مجموعه آزمایش دوم
۰/۸۰۰	٪۴۱	مجموعه آزمایش سوم
۰/۷۴۵	٪۴۶	میانگین

ورودی مورد ارزیابی قرار گرفت. روش تحلیل به این صورت بود که ابتدا یک پارامتر انتخاب شده و در چهار حالت مختلف مقدار آن تغییر داده شد. سپس تغییرات زمان شکست مورد بررسی قرار گرفت و به همین ترتیب برای سایر متغیرها نیز تکرار شد. تحلیل حساسیت نشان می‌دهد که با افزایش دما یک روند دوگانه اکسترم مینیمی شکل (۲-الف) یا افزایشی ثابت شکل (۲-ب) در ایجاد شکست خوردگی تنش کلریدی وجود دارد؛ به این ترتیب که در حالت اول با افزایش دما، کاهش یافته و سپس به حد بحرانی می‌رسد و دوباره با افزایش دما، زمان شکست افزایش می‌یابد و در حالت دوم با افزایش دما، زمان شکست نیز با سرعت‌های مختلف کاهش می‌یابد شکل (۲). همین تحلیل در مورد غلظت کلر نیز انجام شد که جواب دقیق و واضحی از آن حاصل نشد، شکل (۳). تنش وارده در تحلیل حساسیت نشان داد که با افزایش تنش اعمالی، زمان شکست کاهش می‌یابد؛ البته نتایج حاصل از این نمودار یک روند کاهش با دو شیب مختلف را نشان داد، شکل (۴).

خطای نسبی (e) در این مطالعه استفاده شده است:

$$R = \frac{\sum (\hat{y}_k - \bar{y})(y_k - \bar{y})}{\sqrt{\sum (\hat{y}_k - \bar{y})^2 \sum (y_k - \bar{y})^2}} \quad (2)$$

و

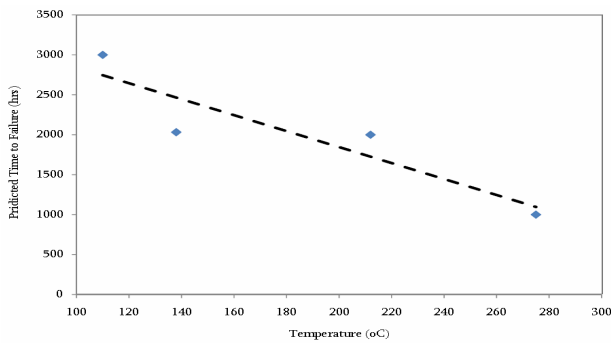
$$e = \frac{1}{N} \sum_k \frac{|y_k - \hat{y}_k|}{y_k} \quad (3)$$

در این معادلات \bar{y} متوسط داده‌های آزمایشگاهی است و \hat{y}_k مقدار پیش بینی از k امین y بوده و y یکی از داده‌های پارامترهای مورد تحقیق مانند زمان شکست است. همچنین y_k مقدار واقعی k امین y و N تعداد y است.

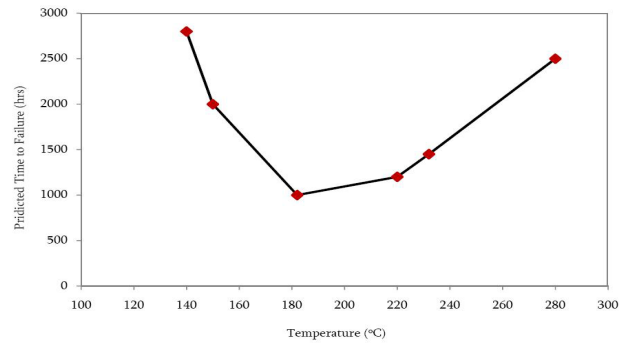
بعد از اتمام آموزش شبکه، ضریب تصحیح مضاعف و خطای نسبی در سه زیرمجموعه مختلف ارزیابی شد که نتایج در جدول (۳) نشان داده شده است.

۳-۱- تحلیل حساسیت

پس از تخمین زمان شکست، تحلیل حساسیت پارامترهای

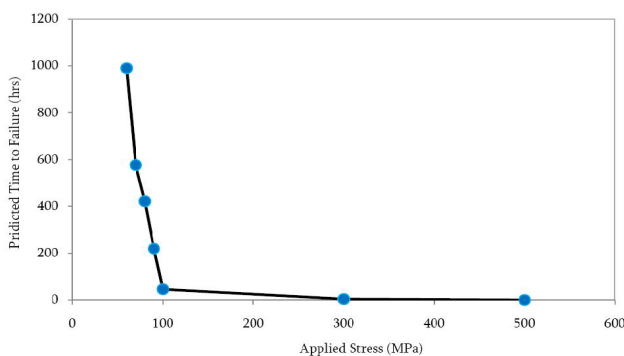


۲-ب). خطی

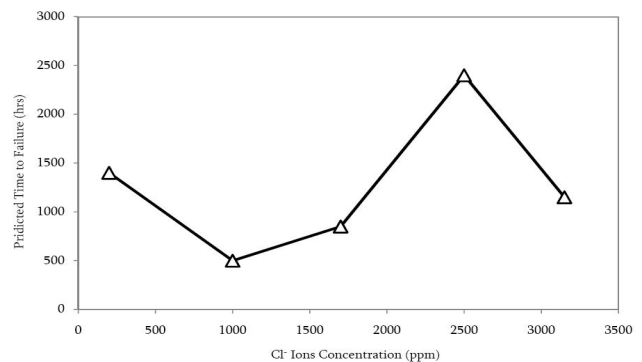


۲-الف) اکسترم مینیمی

شکل ۲- میانگین اثر دما بر زمان شکست



شکل ۴- میانگین اثر تنش اعمالی بر زمان شکست



شکل ۳- میانگین اثر غلظت کلر بر زمان شکست

۴- بحث

با توجه به نتایج، می توان ایجاد حالت های دوگانه و عدم دسترسی به مقیاسی برای بیان اثر یون کلر را در اثرگذاری فاکتورهای زیر به عنوان خطای محاسباتی در نظر گرفت:

- ملحوظ نشدن pH: تحقیقات محققان نشان می دهد که pH نوک ترک در محلول های کلریدی در بازه اسیدی قرار داشته و با اسیدی شدن نوک ترک و هیدرولیز یون های فلزی، اثر مشهودتری از خوردگی تنشی مشاهده شده است [۹ و ۱۰]. همچنین، تحقیقات نشان داده است که نوع کاتیون فلزی محلول نیز بر pH تاثیرگذار است [۱۱ و ۱۲].
- اثر کاتیون های محلول کلریدی (مانند Na^+ , Mg^{++} و ...): آزمایشات مختلف خوردگی تنشی در شرایط یکسان در دو محلول حاوی یون های Na^+ و Mg^{++} با تغییر غلظت کلراید توسط محققان مختلف صورت گرفته است. در این آزمایشات، تاثیر کاتیون های مختلف محلول بر زمان شکست

با توجه به خروجی های شبکه، نمی توان پارامترها را به صورت دقیق تجزیه و تحلیل کرد زیرا اثرگذاری ها به صورتی است که در آنها وجود حالت های دوگانه بسیار زیاد است. هر پارامتری با توجه به ماهیت خود، در کنار پارامترهای دیگر اثرهای مختلف و یا حتی اثرهای متناقضی از خود نشان می دهد. اثرگذاری فاکتور دما که گاهی اوقات حتی با افزایش دما، سرعت وقوع خوردگی تنشی کاهش می یابد و یا تاثیر یون کلراید که علاوه بر غلظت و نوع کاتیون محلول، شرایط فاکتورهای دیگر نیز بر آن تاثیر گذار خواهند بود به گونه ای که آزمایش حساسیت هیچ روزنه ای را برای حل تاثیرگذاری این پارامتر نشان نداد. این موضوع نشان می دهد که یا میزان غلظت کلر نسبت به عوامل دیگر دارای اثر بسیار مهمتری است و یا اینکه اثرگذاری آن بسیار به فاکتورهای موثر دیگر وابسته است.

کنند. شبکه عصبی مصنوعی آموزش دیده در این کار قادر است بر اساس سه متغیر دما، غلظت کلر و تنش وارده در محدوده مشخص شده، زمان شکست فولاد زنگ نزن ۳۰۴ را در محیطهای آبی کلریدی داغ پیش بینی کند.

- همچنین تحلیل حساسیت نشان داد که تنش اعمالی دارای اثری متناسب و دما دارای اثری دوگانه و یا ثابت خطی در ایجاد خوردگی تنش روی فولاد زنگ نزن ۳۰۴ است. تحلیل حساسیت بر غلظت یون کلر اثر مشخصی را نشان نداد که این پیچیدگی اثر کلر در ایجاد خوردگی تنش احتمالاً به دلیل وابستگی این پارامتر به پارامترهای دیگری مانند pH، کاتیونهای موجود در محلول، غلظت اکسیژن و عوامل متالورژیکی آلیاژ مورد آزمایش است.

قطعات توسط خوردگی تنش ارائه شده است [۱۳].

- موجود نبودن داده‌های آزمایشگاهی با دامنه عددی بزرگتر
- یکسان نبودن تاریخچه فولادهای زنگ نزن ۳۰۴ در آزمایشات محققان مختلف

۵- نتیجه گیری

- نتایج حاصل از آزمایش شبکه نشان می‌دهد که کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی برای مدلسازی زمان شکست ناشی از خوردگی تنش در فولاد زنگ نزن ۳۰۴ در محیطهای آبی کلریدی داغ امکانپذیر است. در این کار، شبکه‌های عصبی توانستند مقدار زمان شکست را با واریانس ۷۴ درصد نسبت به داده‌های واقعی پیش بینی

مراجع

1. Smets, H.M.G., and Bogaerts, W.F.L., "SCC Analysis of Austenitic Stainless Steels in Chloride-Bearing Water by Neural Network Techniques," *Corrosion*, Vol. 48, No. 8, PP. 618-623, 1992.
2. Cai, J., Cottis, R.A., and Lyon, S.B., "Phenomenological modeling of atmospheric corrosion using an artificial neural network," *Corrosion Science*, Vol. 41, PP. 2001-2030, 1999.
3. Pintos, S., Queipo, N.V., Rincon, O.T., Rincon, A., and Morcillo, M., "Artificial neural network modeling of atmospheric corrosion in the MICAT project," *Corrosion Science*, Vol. 42, PP. 35-52, 2000.
4. Rosen, E.M., and Silverman, D.C., "Corrosion Prediction from Polarization Scans Using an Artificial Neural Network Integrated with an Expert System," *Corrosion*, Vol. 8, No. 9, PP. 734-745, 1992.
5. Trasatti, S.P., and Mazza, F., "Crevice Corrosion: a neural network approach," *British Corrosion Journal*, Vol. 31, No. 2, PP. 105-112, 1996.
6. Kawashima, A., Agrawal, A.K., and Staehle, R.W., "Stress Corrosion Cracking – the Slow Strain Rate Technique," *STP 665, ASTM*, Philadelphia, USA, PP. 266-269, 1979.
7. Shreir, L.L., Jarman, R.A., and Burstein, G.T., "Corrosion," *Great Britain by Hartnolls*, Bodmin, Vol. 1, PP. 8:3-8:6, 1993.
8. Hoar, T.P., "Fundamental Aspects of Stress Corrosion Cracking," *NACE*, Houston, USA, PP. 98-101, 1969.
9. Bursle, A.J., and Pugh, E.N., "Mechanisms of Environment-Sensitive Cracking of Materials," *TMS-ALME*, Warrendale, USA, PP. 187-193, 1977.
10. Newman, R.C., and Sieradzki, K., "Chemistry and Physics of Fracture," *Holland*, PP. 597-601, 1987.
11. McMinn, A., Burghard, H.C., Lyle, F.F., and Leverant, G.R., "Environmental Degradation of Materials in Nuclear Power System," *NACE*, Houston, USA, PP. 243-244, 1984.
12. Trum, J.E., "The Effects of Composition and Structure on the Resistance to Stress Corrosion Cracking of Stainless Steel," *British Nuclear Energy Society Symposium on Effects of Environment on Material Properties in Nuclear Systems*, Paper No. 10, Institute of Civil Engineers, PP. 49-53, July 1971.
13. Blackburn, M.J., Symrl, W.H., and Feency, J.A., "Stress Corrosion Cracking in High Strength Steel and Titanium and Aluminum Alloys," *Naval Research Laboratory*, Washington DC, USA, PP. 625-628, 1972.
14. Cottis, R.A., and Tagi, E.A., "Corrosion Chemistry within Pits, Crevices and Cracks," *Her Majesty's Stationery Office*, London, UK, PP. 483-490, 1987.
15. Truman, J.E., "Stress corrosion cracking of Iron based alloy," *Corrosion Science*, Vol. 17, PP. 737-740, 1977.
16. Tamaki, K., Tsujikawa, S., and Hisamatsu, Y., "Advanced in Localized Corrosion," *NACE*, Houston, USA, PP. 129-137, 1977.
17. Dickson, J.I., Grolex, D., Shiquiong, L., and Tromans, D., "Advanced in Fracture and Cracks of Stainless Steels," *Materials Science and Engineering*, Vol. 94, No. 155, PP. 94-99, 1987.

18. Logan, H.L., "Stress Corrosion of Metals," *John Wiley & Sons*, New York, PP. 26-29, 1966.
19. Trumn, J.E., "Methods Available for avoiding SCC of Stainless Steel in Potentially Dangerous Environments," *Stainless Steel, ISI publication 117*, Iron and Steel Institute, PP. 101-106, 1969.
20. Kain, R.M., "Localized corrosion of stainless steels," *Material Performance*, Vol. 29, No. 12, PP. 60-64, 1990.
21. Denhard, E.E., and Gaugh, R.R., "Stress Corrosion Testing," *STP 425, American Society for Testing and Materials*, PP. 41-48, 1967.
22. Speidel, M.O., "The aspects of localized corrosion and fracture," *Metallurgy Transmission*, Vol. 12, PP. 779-782, 1981.
23. Denhard, E.E., and Gaugh, R.R., "Stress Corrosion Testing," *STP 425, American Society for Testing and Materials*, PP. 126-129, 1967.
24. Speidel, M.O., "The aspects of localized corrosion and fracture," *Metallurgy Transmission*, Vol. 12, PP. 770-772, 1981.
25. Sedriks, A.J., "Stress Corrosion Cracking of Stainless Steel," *Office of Naval Research, ASTM*, PP. 76-81, 1990.
26. Latanision, R.M., and Staehle, R.W., "Fundamental Aspects of Stress Corrosion Cracking," *NACE*, Houston, USA, PP. 112-118, 1969.
27. Copson, H.R., "Physical Metallurgy of Stress-Corrosion Fracture," *Interscience Publishers*, New York, USA, PP. 247-248, 1959.
28. Sprowls, D.O., "Stress Corrosion Cracking," *ASTM*, Chapter 17, PP. 365-415, 1998.
29. Boyd, W.K., "Fundamental Aspects of Stress Corrosion Cracking," *NACE*, Houston, USA, PP. 593-595, 1969.
30. Scully, J.C., "The Theory of Stress Corrosion Cracking in Alloys," *NATO*, Brussels, Belgium, PP. 17-21, 1971.
31. Shreir, L.L., Jarman, R.A., and Burstein, G.T., "Corrosion," *Great Britain by Hartnolls*, Bodmin, Vol. 1, PP. 8:52-54, 1993.
32. Uhlig, H.H., "Fundamental Aspects of Stress Corrosion Cracking," *NACE*, Houston, USA, PP. 86-90, 1969.
33. Staehle, A., and Cochran, C., "Atomistic of Fracture," *ed. By E.N. Pugh, Plenum*, New York, USA, PP. 997-999, 1983.
34. Copson, H.R., "Physical Metallurgy of Stress Corrosion Fracture," *Interscience Publishers*, New York, USA, PP. 247-249, 1959.
35. Sedriks, A.J., "Stress Corrosion Cracking of Stainless Steel," *Office of Naval Research, ASTM*, PP. 121-127, 1990.
36. Stachle, R.W., Hochman, J., McCright, R.D., and Slater, J.E., "Stress Corrosion Cracking and Hydrogen Embitterment of Iron Based Alloys," *NACE*, Houston, USA, PP. 99-103, 1977.
37. Betts, A.J., and Boulton, L.H., "Fracture of Localized corrosion," *British Corrosion Journal*, Vol. 28, No. 4, PP. 279-295, 1993.