مجله مهندسی مکانیک مدرس، مرداد 1394، دوره 15، شماره 5، ص‌ص 41-48

ماهنامه علمی پژوهشی

مهندسی مکانیک مدرس

mme.modares.ac.ir

دسته‌بندی عیوب در ورق و لوله توسط امواج هدایت شده فراصوت به کمک تبدیل موجک و الگوریتم ماشین بردار پشتیبان

حمیدرضا ضیایی فر[1]، میلاد امیریان[1]، مجتبی قدسی[2*]، فرهنگ هنرور[3]، یوسف حجت[4]

1- دانشجوی کارشناسی ارشد، مهندسی مکانیک، دانشگاه تربیت مدرس، تهران
2- استادیار، مهندسی مکانیک، دانشگاه سلطان قابوس، عمان
3- استاد، مهندسی مکانیک، دانشگاه خواجه نصیر، تهران
4- دانشیار، دانشگاه تربیت مدرس، تهران
*مسقط، الخوض، ghodsi@squ.edu.om

اطلاعات مقاله

مقاله پژوهشی کامل
دریافت: 01 آبان 1393
پذیرش: 02 اسفند 1393
ارائه در سایت: 15 فروردین 1394

کلید واژگان:
آزمون فراصوت
دسته بندی
موج لمب
تبدیل موجک
ماشین بردار پشتیبان

چکیده

در این پژوهش روشی عملی برای تشخیص و دسته‌بندی نوع عیوب در ورق و لوله توسط امواج هدایت شده فراصوت ارائه گردیده است. آزمون فراصوت مورد استفاده، روش ارسال-پژواک[1] به وسیله موج لمب[2] می‌باشد که نتایج آ-اسکن این آزمون‌ها مورد استفاده قرار گرفته است. آزمون‌ها بر روی ورق و لوله از جنس آلومینیوم همسانگرد 1050 تمپر 1416 با ضخامت 0/4 میلی‌متر انجام شده است. عیوب مورد بررسی در این پژوهش دو نوع عیب شامل عیوب خوردگی و ترک است که از عیوب رایج در خطوط لوله و سازه‌های فلزی مانند بدنه خودرو، سازه‌های هوافضا و غیره می‌باشد. این پژوهش در سه بخش پیاده‌سازی گردیده است. بخش اول آزمون آزمایشگاهی، بخش دوم پردازش سیگنال و در بخش سوم استفاده از الگوریتم طبقه‌بند مناسب جهت دسته‌بندی سیگنال عیوب بوده است. در مرحله اول با استفاده از موج لمب آزمون‌های متعدد و مختلفی بر روی نمونه‌های استاندارد تهیه شده با عیب مشخص انجام شد که در مراحل بعدی 206 سیگنال حاصل، پس از آن انجام پردازش‌های مناسب به الگوریتم طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان[3] جهت طبقه‌بندی ارائه گردید. نتایج حاصل از پژوهش پیش رو نشان‌دهنده کارایی الگوریتم پیشنهادی است به طوری که می‌توان با دقت حدود 99 درصد عیب خوردگی را از عیب ترک تمیز داد.

Ultrasonic Damage Classification in Pipes and Plates using Wavelet Transform and SVM

Hamidreza Ziaiefar[1], Milad Amiryan[1], Mojtaba Ghodsi[2*], Farhang Honarvar[3], Yousef Hojjat[1]

1- Department of Mechanical Engineering, Trabiat Modares University, Tehran, Iran
2- Department of Mechanical & Industrial Engineering, Soltan Qaboss University, Muscat, Oman
3- Department of Mechanical Engineering, Khaje Nasir University, Tehran, Iran
* Muscat,Oman, ghodsi@squ.edu.om

ARTICLE INFORMATION

Original Research Paper
Received 23 October 2014
Accepted 21 February 2015
Available Online 04 April 2015

Keywords:
Ultrasonic
Classification
Lamb wave
Wavelet Transform
Support vector machine

ABSTRACT

In this paper, we proposed a practical method for classifying damages in pipes and plates using ultrasonic guided waves. The A-scan Pulse-Echo lamb wave ultrasonic tests used in this study. Tests accomplished on isotropic 1050 Aluminum with 0.4 mm thickness. Damages studied here were corrosion and crack which is common in pipe lines and steel structures like vehicles body or aerospace structures. This investigation is done in three steps. First step, experimental testing (making standard sample, lamb wave tests), second step, signal processing (window function, normalizing, wavelet function), third step, using the proper algorithm for classification. In first step, 206 ultrasonic lamb wave tests are measured on standard damaged samples (on pipe and plate) and the signals digitalized. After that, these signal processed and classified by classification algorithm. In this the classification algorithm is the support vector machine (SVM). In machine learning, support vector machines are supervised learning models with associated learning algorithms that analyze data and recognize patterns, used for classification and regression analysis. The results show that the corrosion damage can be distinguished from crack damages with 99% accuracy by proposed algorithm.

1- Pulse-echo
2- Lamb Wave
3- Support Vector Machine

برای ارجاع به این مقاله از عبارت ذیل استفاده نمایید:

Please cite this article using:

H. Ziaiefar, M. Amiryan, M. Ghodsi, F. Honarvar, Y. Hojjat, Ultrasonic Damage Classification in Pipes and Plates using Wavelet Transform and SVM, *Modares Mechanical Engineering,* Vol. 15, No. 5, pp. 41-48, 2015 (In Persian)

1- مقدمه

امروزه سنجش سلامت سیستم[1] یکی از ضروریات صنایع به‌حساب می‌آید. سنجش سلامت سیستم سبب می‌گردد تا بتوان قبل از بروز هرگونه حادثه و از کارافتادگی در مجموعه که می‌تواند خسارت مالی و جانی در پی داشته باشد، به وضعیت سیستم پی برد. امروزه در دنیا روش‌های متفاوت و مختلفی برای سنجش سلامت سیستم مورد استفاده قرار می‌گیرد.

یکی از روش‌های مرسوم سنجش سلامت سیستم در هر سازه‌ای روش‌های مبتنی بر آزمون فراصوتی می‌باشد. آزمون‌های فراصوتی در مقایسه با سایر آزمون‌های غیر مخرب مانند ذرات نافذ، جریان گردابی و غیره به علت دقت بالا و هزینه پایین در سال‌های اخیر گسترش بیشتری نیز یافته‌اند. پیشرفت‌های چشم‌گیر در دهه‌های اخیر سبب شده است تا آزمون فراصوتی به یک شاخه در مهندسی تبدیل گردد.

پژوهش‌گران زیادی در طی سال‌های گذشته بر روی یافتن عیب، اندازه عیب و مکان عیب توسط آزمون‌های فراصوتی مطالعه نموده‌اند. نکته اساسی که همواره در این آزمون‌ها کمتر مورد توجه قرار گرفته است تشخیص و دسته‌بندی نوع عیب می‌باشد. اما علت اساسی برای آنکه این مهم کمتر مورد توجه قرار گرفته است این است که این آزمون‌ها نیازمند اپراتور متخصص و یا حداقل نیمه متخصص می‌باشد [1]. تشخیص نوع عیب فرآیند پیچیده‌ای است که نیازمند تجربه و تخصص بالا در آزمون غیر مخرب است. در کنار این موضوع مشکلاتی همچون اشتباهات انسانی سبب می‌گردد تا نیاز بیشتری به هوشمندسازی این روش‌ها احساس گردد. حال آن‌که روش‌های مدرن در پردازش سیگنال و هوش مصنوعی می‌تواند با ادغام درست با آزمون‌های فراصوت، روش‌های خودکار تشخیص و عیب‌یابی را در سیستم‌های صنعتی به وجود آورد. اتوماسیون‌سازی آزمون فراصوتی سبب می‌گردد که روشی استاندارد و تکرارپذیر که قابلیت تعمیم به شرایط مختلف را داشته باشد، طرح‌ریزی شود. همان‌طور که اشاره شد تاکنون پژوهش‌های متفاوتی در حوزه تشخیص عیب به‌وسیله آزمون فراصوت صورت پذیرفته است. به‌طور مثال پیش از این سیمون و همکاران [2] از تبدیل گسسته گابور ، تبدیل گسسته موجک[2]، تبدیل پیوسته موجک[3] و تبدیل دسته‌بندی شده موجک برای طبقه‌بندی عیوب ناشی از جوش‌کاری بهره برد.

لی [4,3] به‌طور منتقدانه‌ای به بررسی روش‌های مختلف در استخراج ویژگی[4] در طبقه‌بندی عیوب به‌وسیله آزمون‌های فراصوت پرداخته است. او روش‌های مبتنی بر تبدیل فوریه سریع[5] و تبدیل موجک گسسته را مورد ارزیابی قرار داد و نقاط قوت و ضعف آن‌ها را بیان نمود. کاچیوالا و همکاران [6,5] روش مبتکرانه‌ای را برای طبقه‌بندی سیگنال عیب مبتنی بر پیش‌پردازش‌های تبدیل فوریه گسسته و تحلیل مولفه‌های اساسی[6] ارائه کرده‌اند. این نوع از استخراج ویژگی نتایج قابل قبولی را برای طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان به دنبال داشت. ژانگ و همکارانش [7] روش استخراج ویژگی مبتنی بر تجزیه مد تجربی[7] را ارائه نمودند. در پژوهش آن‌ها ابتدا سیگنال به قسمت‌های متناهی تقسیم می‌شود و سپس بر روی هر قسمت تبدیل فوریه اعمال می‌گردد و سیگنال‌های تبدیل یافته به شبکه عصبی برای طبقه‌بندی ارائه می‌شود. نتایج آزمایشگاهی نشان می‌دهد که روش آن‌ها نتایج قابل قبولی برای طبقه‌بندی سیگنال عیوب دارد. سمباث و همکارانش [8] حساسیت طبقه‌بندی توسط الگوریتم شبکه عصبی را توسط تبدیل موجک افزایش دادند. آن‌ها از یک تبدیل موجک دوبعدی بهره بردند که می‌توانست به‌خوبی اطلاعات مربوط به عیوب تخلخل، نرسیدن مذاب و وجود آخال تنگستنی را در مذاب استخراج نماید. آن‌ها با دقت 94% توانستند عیوب را از هم تفکیک نمایند. لایر و همکارانش [9] یک سیستم طبقه‌بندی خودکار را ارائه دادند که مبتنی بر پیش‌پردازش سیگنال، استخراج ویژگی چند رزولوشنه و طبقه‌بندی با شبکه عصبی بود. در پژوهش آنان از نتایج آ- اسکن لوله که توسط پراب فراصوت به‌دست آمده بود استفاده شده است.

در این پژوهش روشی مبتنی بر آموزش و یادگیری ماشین ارائه می‌گردد که سبب می‌گردد تا الگوریتمی استاندارد و پایدار و بدون نیاز به دانش بالای فراصوت پدید آید. از میان روش‌های مختلف طبقه‌بندی[8]، روش ماشین بردار پشتیبان انتخاب گردیده و پیاده‌سازی شده است. ماشین بردار پشتیبان روشی مناسب برای این نوع از دسته‌بندی‌ها می‌باشد که می‌توان با انتخاب درست و دقیق پارامترهای آن و تولید نمونه‌های آموزشی مناسب، با دقت بالا از آن بهره برد [10]. اما طبقه‌بندی سیگنال نیازمند انجام مراحلی به‌عنوان پیش‌پردازش می‌باشد. در پردازش سیگنال، ویژگی یا ویژگی‌هایی از سیگنال استخراج می‌گردد که به الگوریتم طبقه‌بندی اجازه می‌دهد تا بتواند به درستی نمونه‌ها را از هم تفکیک نماید. در این پژوهش از تبدیل موجک به‌عنوان عامل استخراج ویژگی و از پوش سیگنال به‌عنوان ویژگی استخراج شده برای طبقه‌بندی استفاده گردیده است.

2- ساخت نمونه آزمایشگاهی

هدف اصلی در این پژوهش تشخیص و دسته‌بندی عیب خوردگی و ترک می‌باشد که از عیوب رایج در سازه‌های فلزی می‌باشند. عیب خوردگی مانند بسیاری دیگر از عیوب مشخصات فیزیکی مختلفی دارا می‌باشد. این مشخصات مانند اندازه، عمق، شکل، وجود در سطح یا زیر سطح و غیره می‌تواند از قطعه معیوبی به دیگری متفاوت باشد. برای آن‌که سیستم ارائه شده بتواند در عمل هر نوع عیب خوردگی را با دقت بالا از دیگر عیوب تمیز دهد، نمونه‌های استاندارد برای آزمون فراصوتی متعددی با ویژگی‌های متفاوتی ساخته شد. این تفاوت در ساخت نمونه های خوردگی (عیب و اندازه‌های متفاوت) سبب می‌شود تا نتایج حاصل از آزمون فراصوتی بر روی نمونه‌های دارای عیب خوردگی مستقل از میزان عمق خورده شده صورت پذیرد و روش ارائه شده را برای کاربردهای آتی تعمیم‌پذیری بهتر داشته باشد.

برای رسیدن به این هدف نمونه‌های عیب خوردگی در سه عمق مختلف ایجاد شده است که این تفاوت عمق از طریق ایجاد تفاوت در زمان اعمال اسید بر روی نمونه‌ها صورت پذیرفته است. برای تشخیص میزان دقیق خوردگی اسید کلریدریک بر روی آلومینوم مورد آزمایش ابتدا سرعت خوردگی اسید کلریدریک برای آلومینیوم 1050 به صورت زیر محاسبه شد.

به‌منظور فراهم نمودن نمونه‌های استاندارد برای آزمایش کاهش وزن، ورق آلومینیوم موردنظر به‌صورت نوارهایی به ابعاد 2×10 (سانتی‌متر مربع) بریده شده و مراحل آماده‌سازی نمونه‌ها برای انجام آزمایش کاهش وزن، مطابق استاندارد ASTM[9] صورت گرفته است. مراحل سمباده زنی با سمباده‌های شماره 1200،600،400 با زمان تقریباً یکسان برای همه نمونه‌ها انجام

1- Health monitoring
2- Discrete wavelet transform
3- Continuous wavelet transform
4- Feature extraction
5- Fast Fourier transform
6- Principal component analysis
7- Empirical mode decomposition
8- Classification
9-Volume 03.02 G28-97

پذیرفته است. سپس نمونه‌ها با الکل چربی‌زدایی و با آب مقطر شستشو شده اند و پس از خشک کردن نمونه‌ها به کمک دستگاه خشک‌کن، کار توزین و اندازه‌گیری دقیق ابعاد صورت پذیرفته است. نمونه‌ها تا زمان شروع آزمایش در دستگاه دسیکاتور نگه‌داری شده است. دمای آزمایش 25 درجه سانتی‌گراد در نظر گرفته شد. پس از گذشت زمان آزمایش نمونه‌ها از محلول اسید خارج و مراحل آماده‌سازی مشابه بالا به‌جز مرحله سمباده زنی اجرا گردید. سپس نمونه‌ها مجدداً توزین شده و مقدار کاهش وزن نمونه در رابطه (1) قرار داده شد تا سرعت خوردگی محاسبه شود.

$$mpy = \frac{3.45 \times 10^6 w}{D \times A \times T} \quad (1)$$

در این رابطه، w میزان کاهش وزن نمونه برحسب گرم، D چگالی فلز بر حسب گرم بر سانتی‌متر مکعب، A سطح نمونه برحسب سانتی‌متر مربع و T زمان آزمایش برحسب ساعت است.

از آن‌جا که در آزمایش‌ها پارامتر زمان در سه سطح در نظر گرفته شده است با داشتن سرعت و نرخ خوردگی میتوان عمق خوردگی را بدست آورد.

لازم به ذکر است عمق های متفاوت خوردگی به گونه ای انتخاب شده است که بتوان در سیگنال دریافتی از هر آزمون تغییرات واضحی را مشاهده نمود.

این نمونه‌ها در سه عمق خوردگی (20 درصد، 40 درصد و 60 درصد کاهش ضخامت)، در سه اندازه (4x1/5 و 4x3 و 4x4 سانتی‌مترمربع) و در مکان‌های متفاوت (سطح رویی و سطح زیرین) بر روی لوله و ورق پیاده‌سازی گردید. در جدول 1 و 2 مشخصات عیوب خوردگی پیاده‌سازی شده نمایش داده شده است. تنوع در نمونه‌های عیب خوردگی این قابلیت را به الگوریتم طبقه‌بندی می‌دهد تا در صورت استفاده در نمونه‌های جدید با دقت بالا بتواند عیوب را تفکیک نماید و از بیش برازش جلوگیری به عمل آید. در این پژوهش از ورق آلومینیوم 1050 تمپر 1416 به ضخامت 0/4 میلی‌متر و لوله از همین جنس و ضخامت (به قطر 45 سانتی‌متر) استفاده شد. در مورد ترک نیز، نمونه‌هایی با 3 عمق مختلف و عمود بر مسیر انتشار صوت برای آزمون آماده گردید.

3- آزمون فراصوت

همان‌طور که پیش‌تر نیز بیان شد، در این پژوهش از آزمون فراصوت مبتنی بر امواج لمب استفاده شده است. این نوع موج در محیط بین دو صفحه موازی که ضخامت آن‌ها کوچک‌تر از طول موج مد منتشر شده باشد، منتشر

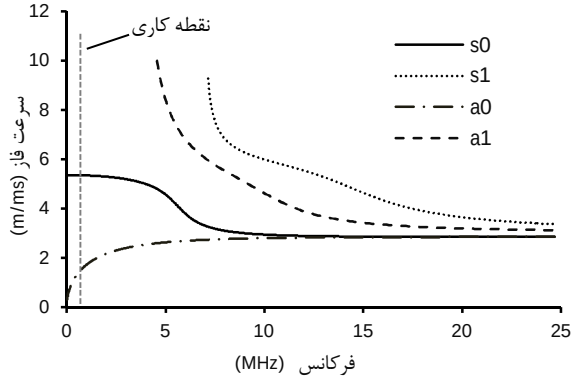
جدول 1 مشخصات ایجاد عیب خوردگی با اندازه مختلف

ابعاد	زمان (ثانیه)	اسید	حجم اسید	کاهش ضخامت
4x1/5cm	130	اسید کلریدریک37%	250ml	%60
4x2/5cm	130	اسید کلریدریک37%	350ml	%60
4x5cm	130	اسید کلریدریک37%	500ml	%60

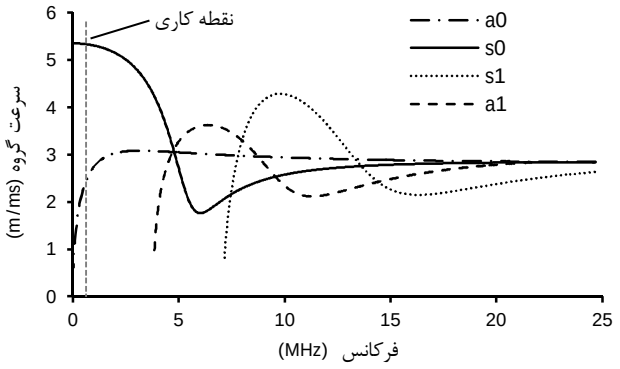
جدول 2 ایجاد عیب خوردگی با عمق مختلف

ابعاد	زمان (ثانیه)	اسید	حجم اسید	کاهش ضخامت
4x4cm	90	اسید کلریدریک37%	450ml	%20
4x4cm	110	اسید کلریدریک37%	450ml	%40
4x4cm	130	اسید کلریدریک37%	450ml	%60

می‌شود [11]. موج لمب از جمله امواج هدایت شده فراصوتی می‌باشد که می‌تواند فواصل بالایی را در طول قطعه طی کند. این خاصیت به حدی است که حتی در مواد کامپوزیتی (با ضریب جذب بسیار بالاتر نسبت به فلزات) می‌تواند تا 3 متر طول را با حفظ 10 درصد از انرژی طی کند (این فاصله تحت تاثیر جنس و ضخامت محیط انتشار و فرکانس و مد موج منتشره میتواند بسیار متفاوت باشد) [1]. این خاصیت برای استفاده در آزمون غیر مخرب در خطوط لوله و سازه‌های ورقه‌ای شکل با طول بالا بسیار مناسب است. به علت بازتاب‌های پیوسته موج لمب از مرزهای محیط انتشار در طول حرکت، این موج از حساسیت بالایی نسبت به عیوب سطحی مانند ترک برخوردار است و می‌تواند به‌خوبی در یافتن عیوب سطحی مفید واقع شود. سرعت انتشار امواج فراصوتی تابعی از خصوصیات مکانیکی محیط انتشار است، حال آن‌که سرعت انتشار امواج لمب علاوه بر جنس محیط از ضخامت محیط انتشار و فرکانس و مد موج لمب نیز تاثیر می‌پذیرد. با توجه به آنچه که اشاره شد، سرعت انتشار موج لمب باید برای ورق یا لوله با جنس و ضخامت مشخص در فرکانس‌های مختلف مستقلاً محاسبه گردد. به نموداری که نشان دهنده سرعت انتشار موج لمب در فرکانس‌های مختلف می‌باشد نمودار دیسپرژن می‌گویند. منحنی‌های دیسپرژن بیانگر تغییرات سرعت فاز یا گروه برای امواج برحسب حاصل‌ضرب فرکانس در ضخامت محیط انتشار هستند. رسم این منحنی‌ها برای یافتن زاویه مناسب پراب جهت ایجاد مد مناسب در قطعه مورد آزمایش اجباری است. در این پژوهش معادلات دیسپرژن در ورق و لوله برای تعداد محدودی از مدها توسط نرم‌افزار پک شیر[1] محاسبه و در نهایت رسم شده است. در شکل 1و 2 به ترتیب نمودار سرعت فاز و سرعت گروهی برحسب فرکانس برای ورق آلومینیوم به ضخامت 0/4 میلی‌متر نشان داده شده است.



شکل 1 منحنی‌های دیسپرژن سرعت فاز موج لمب در ورق آلومینیوم



شکل 2 منحنی‌های دیسپرژن سرعت گروه موج لمب در ورق آلومینیوم

1- Pack share

در این پژوهش از آزمون فراصوت به روش ارسال- پژواک استفاده شده است. این روش برای بررسی عیوب مختلف، حتی عیوبی با میزان تخریب بالا، بسیار مناسب می‌باشد. در این روش، موج لمب توسط پراب به داخل قطعه فرستاده می‌شود و پس از بازتاب از عیب، مجدد توسط همان پراب دریافت می‌شود.

تجهیزات دیگری که در این آزمون مورد نیاز است دستگاه فرستنده و گیرنده است که وظیفه آن ایجاد پالس‌های الکتریکی با شکل، فرکانس و تعداد مورد نظر است. امواج دریافتی از پراب برای تقویت به بخش دریافت کننده این دستگاه ارسال می‌گردند. پس از این مرحله سیگنال‌های آنالوگ دریافتی به یک کارت آنالوگ به دیجیتال در داخل کامپیوتر ارسال می‌گردند تا با نمونه‌گیری، به سیگنال گسسته تبدیل شوند. تبدیل سیگنال پیوسته به گسسته برای فرآیند تحلیل و ذخیره‌سازی اطلاعات ضروری می‌باشد [12].

بدین منظور در این پژوهش از یک پراب فراصوت زاویه متغیر تماسی با فرکانس مرکزی 2 مگاهرتز که به دستگاه فرستنده و گیرنده مدل الیمپیوس 5072 پی آر[1] متصل است استفاده گردیده است. محدوده فرکانسی دستگاه فرستنده و گیرنده 10 کیلوهرتز تا 35 مگاهرتز می‌باشد. کارت تبدیل آنالوگ به دیجیتال مورد استفاده قرار گرفته از مدل کامپواسکوپ 14100[2] می‌باشد که با نرخ نمونه‌برداری 100 مگاهرتز و قابلیت تفکیک‌پذیری 14بیت وظیفه دیجیتال‌سازی سیگنال را برعهده داشت. در طول آزمون برای بهبود ارتباط بین پراب و نمونه از ژل لوبریکانت، که مورد استفاده در آزمون‌های فراصوت پزشکی می‌باشد استفاده گردیده است. این ماده کمک می‌کند تا باند فراصوت بهتری بین پراب و نمونه ایجاد گردد و اتلاف انرژی موج کاهش می‌دهد.

همان‌طور که در نمودار شکل 1 مشاهده می‌شود با افزایش فرکانس، تعداد مدهای ایجاد شده در یک فرکانس افزایش می‌یابد. درنتیجه برای بازرسی ناحیه فرکانسی پایین را انتخاب می‌کنیم زیرا تعداد مدهای قابل انتشار کمتری دارد و تفسیر سیگنال آن بسیار ساده تر می‌باشد. همان‌طور که در شکل دیده می‌شود در ناحیه فرکانسی پایین، مد متقارن اول در مقایسه با نامتقارن اول رفتار تقریباً خطی دارد. سرعت خطی مد متقارن اول در فرکانس پایین باعث کاهش رفتار دیسپرسیو می‌شود و این مد تقریباً غیر دیسپرسیو محسوب می‌شود. هم‌چنین سرعت مد متقارن اول از مد نامتقارن اول بیشتر است در نتیجه در صورت ایجاد هر دو مد در قطعه، در طول مسیر آن‌ها از یکدیگر جدا شده و تفسیر سیگنال راحت‌تر صورت می‌گیرد.

با توجه به این‌که ضخامت ورق 0/4 میلی‌متر و فرکانس مرکزی پراب زاویه‌ای 2 مگاهرتز می‌باشد سرعت مد متقارن مشخص می‌شود که 5150 متر بر ثانیه است. با دانستن این سرعت و همچنین سرعت حرکت موج در پراب (2690متر بر ثانیه) می‌توان زاویه تنظیم پراب برای ارسال موج به داخل قطعه را از رابطه اسنل ، رابطه (2) ، تعیین نمود.

$$\frac{\sin\theta_i}{C_{\mathrm{Plexi}}} = \frac{\sin 90}{C_{\mathrm{P}}} \qquad (2)$$

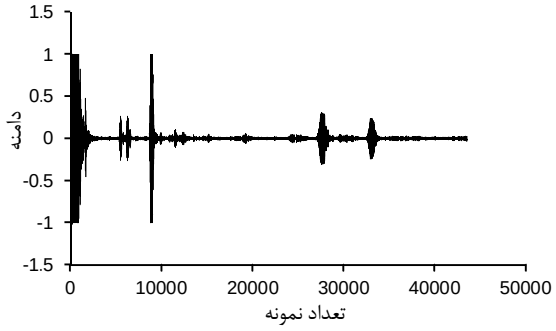
در این رابطه، C_{plexi}سرعت حرکت موج در پراب (از جنس پلکسی گلاس) و C_pسرعت فاز می‌باشد.

براساس رابطه فوق و طبق محاسبات انجام شده باید پراب زاویه‌ای در زاویه 31/5 درجه تنظیم شود تا مد متقارن اول به درستی ایجاد شود.

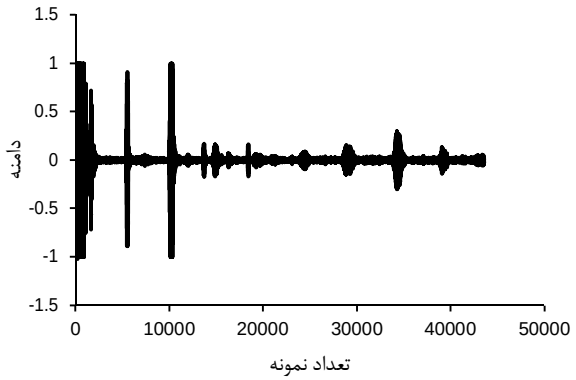
4- پردازش

سیگنال‌های دریافتی از عیوب نیاز به فرآیندهای مختلف پردازش دارند تا برای ارائه به الگوریتم طبقه‌بندی آماده گردند. در اولین قدم سیگنال آنالوگ به دست آمده توسط حسگر توسط یک کارت آنالوگ به دیجیتال با نرخ نمونه‌برداری 100 مگاهرتز، نمونه‌برداری می‌شود. شکل 3 و 4 به ترتیب خروجی کارت آنالوگ به دیجیتال را برای دو عیب خوردگی و ترک نشان می‌دهد. این نرخ بیشتر از حداقل نرخ نمونه‌برداری نایکوئیست برای بازسازی سالم سیگنال می‌باشد.

در مرحله بعد عملیات پنجره‌گذاری بر روی سیگنال برای حذف قسمت‌های اضافه که اطلاعات ارزشمندی ندارند صورت پذیرفت. این عمل تعداد نقاط زائد هر سیگنال را کاهش می‌دهد. این نقاط عموماً نتیجه برهم‌کنش امواج با دیواره‌ها می‌باشد. پنجره اعمالی به طول 2300 نقطه برابر با 46 میکروثانیه براساس نرخ نمونه‌برداری و سرعت انتشار موج لمب انتخاب گردید به‌طوری که اندازه پهن‌ترین عیب (بلندترین طول سیگنال عیب) را پوشش دهد. در عیوبی که طول سیگنال عیب در آن‌ها کمتر از 2300 نقطه است (عیوبی مانند ترک و خوردگی‌هایی که طول کوتاه‌تری نسبت به بزرگ‌ترین عیب خوردگی دارند)، باقی نقاط پس از حذف نویز به نقاط صفر تبدیل می‌شوند که در نهایت تأثیری در انرژی کل سیگنال ندارند. در مرحله بعد بخش نامتناوب از روی سیگنال‌ها زدوده می‌شود. بخش نامتناوب در آزمون فراصوت پدیده‌ای نامناسب می‌باشد که عموماً به علت نقص در سیستم‌های فراصوت بروز می‌کند. این عمل برای هر سیگنال مستقلاً صورت پذیرفت. قدر مطلق گیری و هم‌پایه سازی عملیات ضروری دیگری است که پیش از اعمال تبدیل موجک[3] برای یافتن پوش سیگنال[4] باید صورت پذیرد. به همین دلیل این دو عملیات نیز بر روی تمامی سیگنال‌ها اعمال شد. در شکل 5 و 6 به ترتیب سیگنال عیوب ترک وخوردگی، پس از پیش پردازش نمایش داده شده است.

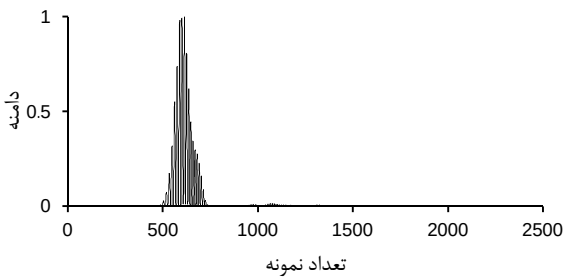


شکل 3 نمونه سیگنال خروجی از پراب در آزمون عیب خوردگی در ورق

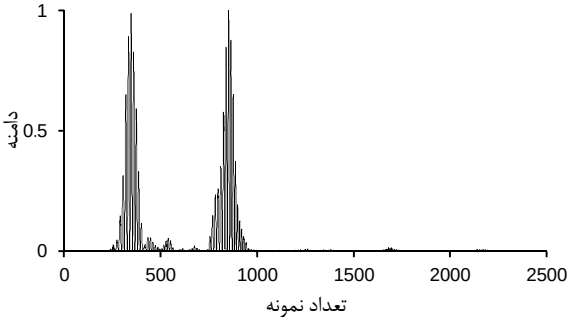


شکل 4 نمونه سیگنال خروجی از پراب در آزمون عیب ترک در ورق

1- Olympus 5072PR
2- Compu Scope 14100
3- Wavelet transform
4- Envelop



شکل 5 سیگنال آزمون عیب ترک پس از مراحل پیش پردازش



شکل 6 سیگنال آزمون عیب خوردگی پس از مراحل پیش پردازش

5- استخراج ویژگی

نکته اساسی در آموزش و تنظیم ماشین بردار پشتیبان یافتن ویژگی‌های مناسب و استخراج ویژگی[1] می‌باشد. در واقع ویژگی، کلید اصلی در تمایز میان دو پدیده است. در سیگنال دریافتی از هر عیب باید بتوان ویژگی متمایز و منحصر به فردی را یافت که هر سیگنال را از سیگنال عیب دیگر متمایز سازد و در عین حال آن را با سیگنال دیگری از همان نوع عیب پیوند دهد.

ویژگی استخراج شده در این پژوهش پوش سیگنال[2] می‌باشد. برای درک بهتر پوش سیگنال ابتدا، بحث مدولاسیون دامنه اشاره می‌شود. مدولاسیون دامنه فرآیند تغییر دامنه یک موج (موج حامل[3]) طبق مشخصات دامنه موج دیگر (مدوله شده[4]) می‌باشد. اختلاف فرکانس این دو موج با هم بسیار زیاد است.

$$f_{Modulate} \ll f_{Carrier}$$

در واقع در مدولاسیون دامنه، اطلاعات موج مدوله شده از طریق فرکانس موج حامل منتقل می‌گردد. پوش سیگنال در این‌جا موجی با فرکانس پایین است که بر روی موج با فرکانس بسیار بالاتر (فرکانس ارسالی توسط پراب) سوار شده است. پوش سیگنال به علت کارآمد بودن و همچنین سادگی فرآیند استخراج ویژگی مناسبی جهت دسته‌بندی نوع عیوب به شمار می‌آید.

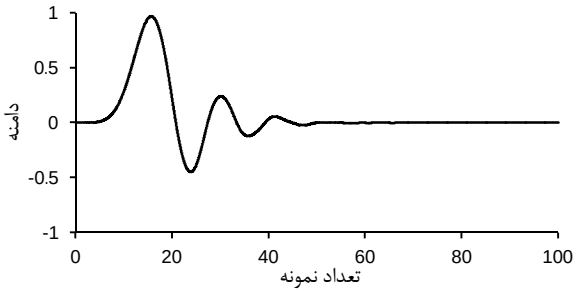
برای استخراج صحیح پوش سیگنال و عدم حذف اطلاعات مهم و حیاتی از سیگنال دریافتی، باید فیلتر پایین‌گذر مناسبی طراحی گردد که در عین حذف فرکانس‌های بالا بتواند فرکانس‌های پایین را نیز حفظ نماید. برای این منظور از روش تبدیل موجک استفاده گردید. تبدیل موجک این امکان را می‌دهد تا با اشراف کامل بر روی مراحل حذف فرکانس‌های بالا، از حذف سیگنال‌های حیاتی و مهم جلوگیری شود. در تبدیل موجک دو پارامتر بسیار مهم و تأثیرگذار می‌باشند. اول انتخاب موجک مادر و دوم انتخاب مرحله تبدیل. انتخاب درست موجک مادر تأثیر بسزایی در خروجی نتایج دارد. در این پژوهش تبدیل موجک با روش‌های هار[5]، خانواده دابچیز[6] و مورلت[7] بر روی سیگنال عیوب اعمال شد و در نهایت، موجک مادر دابچیز 10 به علت کارایی بالاتر در طبقه‌بندی نسبت به بقیه، انتخاب و مورد استفاده قرار گرفت. شکل 7 تابع مقیاس و تابع موجک تبدیل دابچیز 10 را نمایش می‌دهد.

در تبدیل موجک نیز تقریب[8] پنجم مناسب‌ترین تقریب ارزیابی گردید. شکل 8 به ترتیب سیگنال حاصل از آزمون عیب ترک و خوردگی را پس از اعمال پنجمین مرحله از تبدیل موجک دابچیز 10 نشان می‌دهد. در تبدیل موجک در حوزه گسسته، تعداد نقاط موج در هر مرحله به‌صورت تقریبی نصف تعداد مرحله قبل می‌گردد. به همین دلیل پس از اعمال تبدیل موجک، 90 نقطه به‌عنوان خروجی این تبدیل به دست می‌آید که تعداد نقاط در آن حدود 5 درصد ورودی تبدیل موجک است. این کاهش نقاط سبب کاهش شدید حجم پردازش و کاهش یافتن تعداد نمونه‌های آزمایشی مورد نیاز برای الگوریتم طبقه‌بندی می‌باشد.

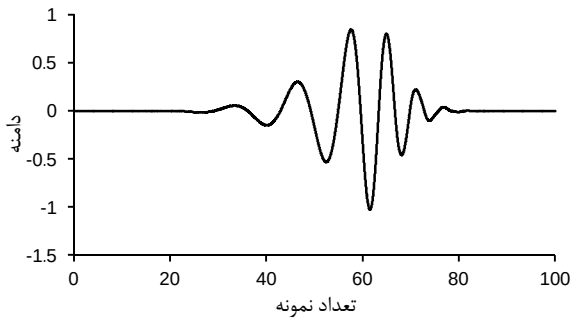
6- طبقه‌بندی

طبقه‌بندی یکی از حوزه‌های تحقیقاتی مهم در داده‌کاوی است و به معنی اختصاص دادن یک بردار ویژگی ورودی به یکی از مجموعه‌های هدف است. در این راستا روش‌های طبقه‌بندی متنوعی مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی، ماشین‌های بردار پشتیبان و نزدیک‌ترین همسایه ارائه شده‌اند.

الگوریتم طبقه‌بندی مورد استفاده در این پژوهش، ماشین بردار پشتیبان می‌باشد. ماشین بردار پشتیبان یکی از روش‌های یادگیری با ناظر است که از آن برای طبقه‌بندی[9] و رگرسیون[10] استفاده می‌شود [13]. ماشین بردار



الف

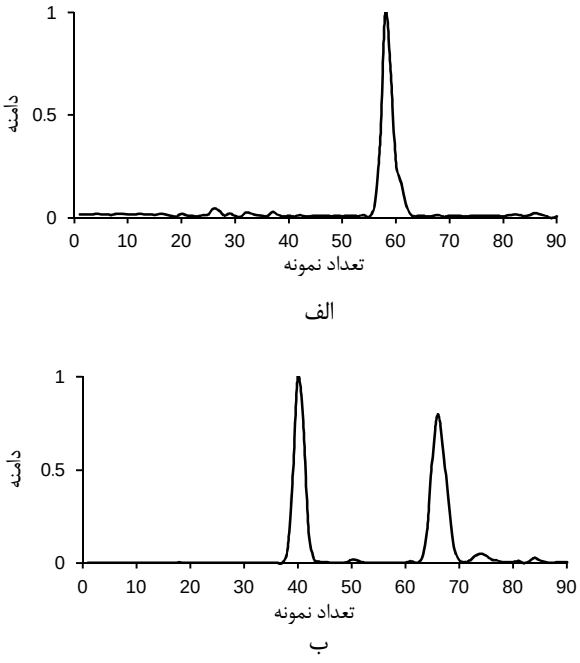


ب

شکل 7 الف: تابع مقیاس، ب: تابع موجک تبدیل دابچیز 10

1- Feature extraction
2- Signal envelop
3- Carrier signal
4- Modulated signal

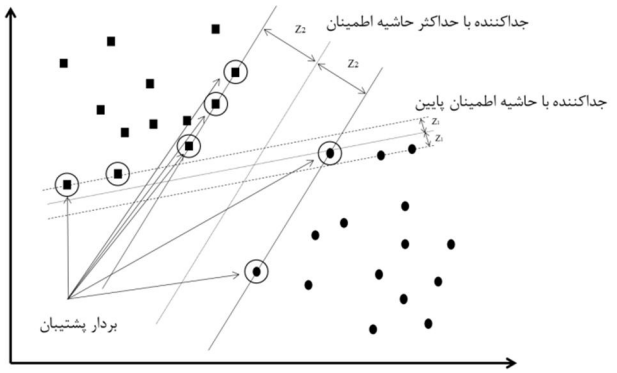
5- Haar
6- Daubechies(db)
7- Morlet
8- Approximate
9- Classification
10- Regression



شکل 8 سیگنال پس از تبدیل موجک، الف: مربوط به عیب ترک، ب: مربوط به عیب خوردگی

پشتیبان در انواع دسته‌بندی‌ها مانند تشخیص ارقام دست‌نویس، تشخیص شی، دسته‌بندی صدا و مانند آن مورد استفاده قرار گرفته است که در مقایسه با تکنیک‌های دیگر از کارایی قابل ملاحظه‌ای برخوردار است [10].

این الگوریتم، روش مناسبی برای دسته‌بندی و تفکیک کلاس‌هایی است که تعداد نمونه آموزشی پایینی دارند. ماشین بردار پشتیبان در واقع یک طبقه‌بند دودویی است (که دو کلاس را با استفاده از یک مرز خطی یا همان ابر صفحه بهینه، از هم جدا می‌کند). در این روش با استفاده از تمامی داده‌ها و یک الگوریتم بهینه‌سازی، نمونه‌هایی که مرزهای کلاس‌ها را تشکیل می‌دهند به دست می‌آورند. این نمونه‌ها را بردارهای پشتیبان می‌نامند. تعدادی از نقاط آموزشی که کمترین فاصله تا مرز تصمیم‌گیری[1] را دارند می‌توانند به‌عنوان زیر مجموعه‌ای برای تعریف مرزهای تصمیم‌گیری و به‌عنوان بردار پشتیبان در نظر گرفته شوند [14]. در شکل 9 دو کلاس و بردارهای پشتیبان مربوط به آن‌ها نشان داده شده است.



شکل 9 دو مجموعه به همراه بردار پشتیبان [13]

1- Decision Boundary

همان‌طور که اشاره شد در طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان نتیجه یادگیری الگوریتم، یک ابر صفحه خواهد بود که با ماکزیمم حاشیه و مینیمم خطا اطمینان (در شکل 9، بردار با فاصله z_2) ، داده‌های دو کلاس را از هم جدا می‌کند. به دست آوردن ابر صفحه مورد بحث برای دو کلاس w_1 و w_2 ، معادل حل بهینه‌سازی رابطه (3) است.

$$\min_{W,\xi} \frac{1}{2}\|W\|^2 + C\sum_{i=1}^{n}\xi_i \quad (3)$$

$$d_i = \begin{cases} 1 \text{ برای } w_1 \\ -1 \text{ برای } w_2 \end{cases} \quad (4)$$

$$d_i.(w^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i$$
$$\xi_i \geq 0\ ,\forall i \quad (5)$$

در مسئله بهینه‌سازی (3)، x_i الگوی iام، C ضریب مربوط به حاشیه نرم و W بردار وزن‌ها و b بایاس ابر صفحه خواهند بود. ξ_i متغیر کمکی متناظر با نمونه iام، برای در نظر گرفتن نویز یا داده‌های جداناپذیر خطی در مسئله بهینه‌سازی اولیه است. برای حل مسئله بهینه‌سازی (3) می‌توان با نوشتن تابع لاگرانژ $L(\lambda)$ و از طریق شرایط KKT[2] ، مسئله دوگانه آن را به‌صورت روابط (6) تا (8) درآورد.

$$\max_{\lambda} L(\lambda) = \sum_i \lambda_i - \frac{1}{2}\sum_i\sum_j \lambda_i\lambda_j d_i d_j x_i^t x_j \quad (6)$$

$$d_i = \begin{cases} 1 \text{ برای } w_1 \\ -1 \text{ برای } w_2 \end{cases} \quad (7)$$
$$0 \leq \lambda_i \leq C, \forall i$$

$$\sum_i \lambda_i d_i = 0 \quad (8)$$

در مسئله بهینه‌سازی اخیر، λ_i ضریب لاگرانژ متناظر با قید الگوی iام خواهد بود. با حل مسئله دوگانه فوق می‌توان به حل بهینه مسئله (3) دست‌یافت. سطح تصمیم پیشنهادی در مسئله طبقه‌بندی مذکور، یک سطح تصمیم خطی است. اما امکان استفاده از توابع غیرخطی برای شرایطی که داده‌ها به‌صورت خطی جدایی‌ناپذیر هستند نیز امکان‌پذیر است. در این‌جاست که از توابع کرنل[3] استفاده می‌شود. اگر نگاشتی مطابق با $x_i \rightarrow \varphi(x_i), \forall i$ در نظر گرفته شود، آنگاه می‌توان مسئله بهینه‌سازی (1) را برای حوزه کرنل بازنویسی کرد. اگر $K(x_i,x_j)=\varphi(x_i)^T\varphi(x_j)$ باشد، آن‌گاه این مسئله بهینه‌سازی در حوزه کرنل به‌صورت رابطه (9) با شروط روابط (10) و (11) در خواهد آمد.

$$\max_{\lambda} L(\lambda) = \sum_i \lambda_i - \frac{1}{2}\sum_i\sum_j \lambda_i\lambda_j d_i d_j K(x_i x_j) \quad (9)$$

$$d_i = \begin{cases} 1 \text{ برای } w_1 \\ -1 \text{ برای } w_2 \end{cases} \quad (10)$$
$$0 \leq \lambda_i \leq C, \forall i$$

$$\sum_i \lambda_i d_i = 0 \quad (11)$$

با حل مسئله بهینه‌سازی (3) می‌توان به حل مسئله ماشین بردار پشتیبان در حوزه کرنل دست یافت و سطح تصمیم غیرخطی را برای الگوهای مورد نظر مشخص کرد. لازم به ذکر است، تابع $\varphi(x_i)$ می‌تواند مشخص یا نامشخص

2- Karush-Kuhn-tucker
3- Kernel

باشد، ولی تابع کرنل $K(x_i x_j)$ را باید برای حل مسئله تعیین کرد. انتخاب تابع کرنل مناسب از اهمیت بالایی برخوردار بوده و کارایی طبقه‌بندی را در تعمیم‌پذیری و کاهش خطا تحت تأثیر قرار می‌دهد. تعدادی از معروف‌ترین و پرکاربردترین این توابع در جدول 3 مشخص شده اند.

σ معرف انحراف معیار در جدول 3 می باشد. با توجه به گستردگی بالای توابع کرنل، در این پژوهش تعدادی از معروف‌ترین آن‌ها انتخاب شده و پس از انتخاب بهترین تابع از میان آن‌ها به تعیین مابقی پارامترها پرداخته خواهد شد. در همین راستا برای هر تابع ماشین بردار پشتیبان به تعداد 10 بار به‌صورت تصادفی داده‌ها به دو گروه نمونه یادگیری و نمونه آزمون تقسیم شدند و طبقه‌بندی صورت گرفت. تعداد 50 نمونه از هر دو نوع عیب به‌عنوان آموزش و باقی داده‌ها به‌عنوان آزمون در نظر گرفته شدند. میزان پارامتر C برای تمامی توابع برابر با 1 در نظر گرفته شده است. میانگین نتایج طبقه‌بندی برای توابع مختلف در جدول 4 ارائه شده است. با توجه به مقادیر جدول 4 به نظر می‌رسد که کرنل گاوسی و چندجمله‌ای برای طبقه‌بندی این سیگنال‌ها مناسب‌تر باشند . اما با توجه به این‌که پارامتر d (درجه چندجمله‌ای) در کرنل چندجمله‌ای، تنها اعداد صحیح را شامل می‌شود و نمی‌توان آن را به‌صورت پیوسته تغییر داد و در مقابل مقادیر کرنل گاوسی به‌صورت پیوسته تغییر می‌یابند، از این‌رو یافتن مقادیر بهینه برای کرنل گاوسی دقیق‌تر از روش چندجمله‌ای خواهد بود. به همین دلیل کرنل گاوسی ترجیح داده شده و مورد استفاده قرار گرفته است. کرنل گاوسی الگوها را به‌صورت غیرخطی به فضایی با بعد بالا نگاشت می‌کند و در مواقعی که جداسازی خطی بین کلاس‌ها امکان‌پذیر نباشد عملکرد مناسبی خواهد داشت.

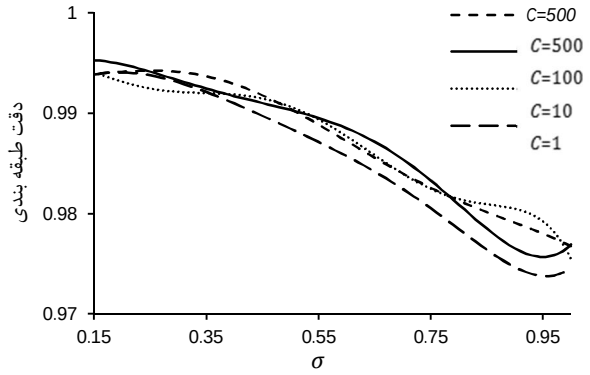
در مرحله بعدی با انتخاب کرنل گاوسی به‌عنوان تابع طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان، به تعیین دقیق پارامترهای C و σ پرداخته شده است. برای این منظور، برای مقادیر مختلف C و σ به تعداد 10 تکرار و به‌صورت اتفاقی 100 نمونه از مجموع دو گروه برای آموزش و باقی برای آزمون طبقه‌بند انتخاب و میانگین درصد طبقه‌بندی این الگوریتم محاسبه شد. این نتایج در نمودار شکل 10نمایش داده شده است.

جدول 3 برخی از کرنل‌های معروف مورد استفاده در ماشین بردار پشتیبان

نوع کرنل	فرمول
کرنل خطی	$K(x,y) =< x,y >= x^T.y$
کرنل چندجمله‌ای	$K(x,y) = (gamma < x,y > +p)^{d-1}$
سیگموئید	$K(x,y) = \tanh(gamma < x,y > +p)$
کرنل گاوسی	$K(x,y) = \exp[-\|x-y\|^2/(2\sigma^2)]$

جدول 4 میانگین درصد طبقه‌بندی برای چند نوع تابع کرنل

نوع کرنل	مقادیر پارامتر	میانگین درصد طبقه‌بندی صحیح
کرنل خطی	-	99/1
کرنل چندجمله‌ای	d=3 $gamma$=0.5 p=0	99/4
سیگموئید	$gamma$=0.5 p=0	37/4
کرنل گاوسی	σ=0.5	99/3



شکل 10 نمودار دقت طبقه‌بندی برحسب ضرایب مختلف C و σ

براساس نتایج به دست آمده، مقادیر بهینه برای طبقه‌بندی داده های آزمون فراصوت موجود عبارتند از:

$C = 100, \sigma = 0.27$

جدول 5 نتایج کامل برای این طبقه‌بندی با ضرایب بهینه شده را ارائه می‌دهد.

از اطلاعات جدول 5 می‌توان به راحتی دریافت که طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان الگوریتمی مناسب جهت دسته‌بندی سیگنال‌های به دست آمده از آزمون فراصوت می‌باشد. درصد بالای طبقه‌بندی صحیح در کنار تعداد نمونه آموزشی کم (در این پژوهش50 نمونه برای هر عیب) معرف مناسب بودن این الگوریتم جهت طبقه‌بندی عیوب می‌باشد.

7- نتیجه‌گیری

در این مقاله مسئله‌ی تفکیک و تشخیص نوع عیوب توسط امواج هدایت شده فراصوت مورد بررسی قرار گرفت. در ابتدا تعدادی ورق و لوله در شرایط آزمایشگاهی با عیوب خوردگی و ترک در آلومینیوم 1050 تمپر 1416 با ضخامت 0/4 میلی‌متر ایجاد و تعداد 206 آزمون فراصوت با فرکانس مرکزی 2 مگاهرتز توسط موج لمب بر روی آن‌ها انجام شد. تبدیل آنالوگ به دیجیتال با فرکانس 100 مگاهرتز، اعمال تابع پنجره، حذف انحراف DC، همسان‌سازی و میانگین‌گیری در مرحله پردازش بر روی سیگنال‌ها صورت پذیرفت. در مرحله طبقه‌بندی از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان با کرنل گاوسی بهره برده شد که توانست سیگنال‌ها را با دقت کلی 99/46% در دو کلاس مربوطه طبقه‌بندی نماید. نتایج نشان می‌دهد که می‌توان با استفاده از الگوریتم طبقه‌بندی مناسب و استخراج درست ویژگی از نتایج آزمون فراصوت توسط موج لمب به نوع عیب در سازه پی‌برد. همچنین نشان داده شد الگوریتم طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان روشی مناسب برای طبقه‌بندی سیگنال‌های فراصوت می‌باشد که می‌تواند با تعداد نمونه آموزشی پایین بادقت بالا این سیگنال‌ها را تفکیک و طبقه‌بندی نماید.

جدول 5 نتایج حاصل از طبقه‌بندی با ضرایب بهینه شده

میانگین درصد تشخیص درست عیب ترک	99/86
میانگین درصد تشخیص اشتباه عیب ترک	0/14
میانگین درصد تشخیص درست عیب خوردگی	99/11
میانگین درصد تشخیص اشتباه عیب خوردگی	0/89
میانگین درصد تشخیص درست کل عیوب	99/46
میانگین درصد تشخیص اشتباه کل عیوب	0/54

8- تقدیر و تشکر

نویسندگان مقاله بر خود لازم میدانند از همکاری و کمک آقایان دکتر کرفی، مهندس ضیغمی و مهندس گلی‌پور که انجام این پژوهش بدون کمک آن‌ها امکان پذیر نبود،کمال تشکر و قدردانی را نمایند.

9- مراجع

[1] Z. Su, L. Ye, Identification of damage using Lamb waves: from fundamentals to applications: Springer, 2009.
[2] G. Simone, F. Morabito, R. Polikar, P. Ramuhalli, L. Udpa, S. Udpa, Feature extraction techniques for ultrasonic signal classification, International Journal of Applied Electromagnetics and Mechanics, Vol. 15, No. 1, pp. 291-294, 2002.
[3] K. Lee, Feature extraction schemes for ultrasonic non-destructive testing inspections, Advances in information sciences and service sciences, Vol. 3, No. 3, pp. 125-135, 2011.
[4] K. Lee, V. Estivill-Castro, Feature extraction and gating techniques for ultrasonic shaft signal classification, Applied Soft Computing, Vol. 7, No. 1, pp. 156-165, 2007.
[5] M. Cacciola, S. Calcagno, G. Megali, D. Pellicanò, M. Versaci, F. C. Morabito, Wavelet coherence and fuzzy subtractive clustering for defect classification in aeronautic CFRP, Complex, Intelligent and Software Intensive Systems (CISIS), International Conference on, IEEE, pp. 101-107, 2010.
[6] M. Cacciola, S. Calcagno, F. C. Morabito, M. Versaci, Computational intelligence aspects for defect classification in aeronautic composites by using ultrasonic pulses, Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, IEEE Transactions on, Vol. 55, No. 4, pp. 870-878, 2008.
[7] Y. Zhang, L. Yang, J. Fan, Study on feature extraction and classification of ultrasonic flaw signals, WSEAS Transactions on Mathematics, Vol. 9, No. 7, pp. 529-538, 2010.
[8] S. Sambath, P. Nagaraj, N. Selvakumar, Automatic defect classification in ultrasonic NDT using artificial intelligence, Journal of nondestructive evaluation, Vol. 30, No. 1, pp. 20-28, 2011.
[9] S. Iyer, S. K. Sinha, B. R. Tittmann, M. K. Pedrick, Ultrasonic signal processing methods for detection of defects in concrete pipes, Automation in Construction, Vol. 22, pp. 135-148, 2012.
[10] R. O. Duda, P. E. Hart, D. G. Stork, Pattern classification: John Wiley & Sons, 2012.
[11] J. L. Rose, Ultrasonic waves in solid media: Cambridge university press, 2004.
[12] M. Weeks, Digital Signal Processing Using MATLAB & Wavelets: Jones & Bartlett Learning, 2010.
[13] S. Theodoridis, A. Pikrakis, K. Koutroumbas, D. Cavouras, Introduction to Pattern Recognition: A Matlab Approach: A Matlab Approach: Academic Press, 2010.
[14] C. M. Bishop, Pattern recognition and machine learning: springer New York, 2006.