Journal of **N**ovel **R**esearches on **S**mart **P**ower **S**ystems - Vol. 13 - No. 3 – Autumn 2024
P-ISSN: 2322-2468, E-ISSN: 2981-0272, https://jeps.dezful.iau.ir/

Research Article

Introducing a Novel Method for Identifying and Classifying Power Quality Disturbances Using LSTM Neural Network, Wavelet Transform, and Intrinsic Mode Decomposition

GholamReza Shahabadi [*,1], PhD, Sivash Es'haghi [2], Assistant Professor, Fatemeh Bidar[3], MSc

[1] Department of Electrical Engineering, University of Applied Science and Technology, South Khorasan Branch, Iran
Ghr.shahabadi@uast.ac.ir
[2] Department of Electrical engineering, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran
s_esshaghi@sbu.ac.ir
[3] Department of Computer Engineering, University of Applied Science and Technology, South Khorasan Branch, Iran
Fatima.bidar65@gmail.com

Abstract:
In order to address issues related to power quality disturbances, it is necessary to accurately identify type of disturbance. To achieve this, three distinct stages including signal decomposition and analysis, feature selection, and appropriate classification need to be designed. In this paper, a comprehensive set of power quality disturbances has been extracted. An intelligent proposed framework for the correct identification and classification of various power quality disturbances is presented. Signals related to power quality disturbances have been examined separately and in combination. To extract features, a combination of time-frequency wavelet transforms and intrinsic mode decomposition has been utilized. Using this combination and statistical parameters, a 28-length feature vector has been extract. For classification, LSTM neural networks have been employed. Results obtained after training and evaluating the neural network demonstrate the high accuracy of the model.

Keywords: Power Quality Disturbance, Wavelet Transform, Empirical Mode Decomposition, LSTM Neural Network

Received: 29 Sep. 2024
Revised: 30 Nov. 2024
Accepted: 30 Nov. 2024

*** Corresponding Author:** Dr. Gholam Reza Shahabadi

Citation: Gh. Shahabadi, S. Es'haghi, F. Bidar, "**Introducing a Novel Method for Identifying and Classifying Power Quality Disturbances Using LSTM Neural Network, Wavelet Transform, and Intrinsic Mode Decomposition**", Journal of Novel Researches on Smart Power Systems, vol. 13, no. 3, pp. 73-86, December 2024 (in Persian).

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-11-13]

[DOI: 10.82362/jeps.2024.3.522]

مقاله پژوهشی

ارائه یک روش نوین جهت شناسایی و طبقه‌بندی اختلالات کیفیت توان با استفاده از شبکه عصبی LSTM، تبدیل موجک و تجزیه به مدهای ذاتی

غلامرضا شهابادی[1]، دانش آموخته دوره دکتری، سیاوش اسحقی[2]، استادیار، فاطمه بیدار[3]، کارشناس ارشد کامپیوتر

۱- گروه برق، واحد استانی خراسان جنوبی، دانشگاه جامع علمی کاربردی، بیرجند، ایران، Ghr.shahabadi@uast.ac.ir
۲- گروه برق، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران، s_esshaghi@sbu.ac.ir
۳- گروه کامپیوتر، واحد استانی خراسان جنوبی، دانشگاه جامع علمی کاربردی، بیرجند، ایران، Fatima.bidar65@gmail.com

چکیده: به منظور حل مسائل مربوط به اختلالات کیفیت توان، لازم است در ابتدا نوع اختلال به صورت مناسبی تشخیص داده شود. به این منظور لازم است سه مرحله مستقل شامل تجزیه و تحلیل سیگنال، انتخاب ویژگی و طبقه‌بندی به صورت مناسبی طرح‌ریزی گردد در این مقاله یک مجموعه کامل از اختلالات کیفیت توان استخراج شده است. یک روال پیشنهادی هوشمند جهت شناسایی و طبقه‌بندی صحیح انواع اختلالات کیفیت توان ارائه شده است. سیگنال‌های مربوط به اختلالات کیفیت توان به صورت مجزا و ترکیبی مورد بررسی قرار گرفته است. به منظور استخراج ویژگی از ترکیب تبدیل زمان- فرکانس موجک و تجزیه به مدهای ذاتی استفاده شده است. با استفاده از این ترکیب و پارامترهای آماری بردار ویژگی با طول ۲۸ استخراج شده است. به منظور طبقه‌بندی از شبکه‌های عصبی LSTM[1] استفاده شده است. نتایج استخراج شده بعد از آموزش و ارزیابی شبکه عصبی دقت بالای مدل را نشان می‌دهد.

کلمات کلیدی: اختلالات کیفیت توان، تبدیل موجک، تجزیه به مدهای ذاتی، شبکه‌های عصبی مصنوعی بازگشتی

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۷/۰۸
تاریخ بازنگری: ۱۴۰۳/۰۹/۱۰
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۹/۱۰

* **نام نویسنده مسئول:** دکتر غلامرضا شهابادی
نشانی نویسنده مسئول: بیرجند، خیابان پاسداران، پاسداران ۲۶، دانشگاه جامع علمی-کاربردی استان خراسان جنوبی، حوزه پژوهش

[1] Long Short-Term Memory

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-11-13]
[DOI: 10.82362/jeps.2024.3.522]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 13 - No. 3- Autumn 2024

۱- مقدمه

صنعت برق شامل سه مرحله تولید انرژی الکتریکی، انتقال و توزیع است. در مرحله انتقال تا مصرف پارامترهای زیادی ممکن است باعث افت کیفیت توان گردد. قطعات الکترونیکی مورد استفاده در سیستم‌های توزیع انرژی الکتریکی و همچنین بارهای غیرخطی متغیر با با زمان از جمله عوامل ایجاد اختلالات کیفیت توان می‌باشند. از جمله این عناصر می‌توان به لامپ‌های فلورسنت، سوئیچینگ در مبدل‌ها ، قطع و یا وصل بانک‌های خازنی، اتصال کوتاه، راه‌اندازی ماشین‌های سنگین و یکپارچه-سازی سیستم‌های انرژی تجدیدپذیر اشاره کرد. این در حالی است که همین قطعات الکترونیکی به منابع توان با کیفیت خیلی بالا نیاز دارند [۱]. در کنار این عوامل، رعد و برق و تاثیرات محیطی نیز سبب ایجاد اختلالات توان می‌باشند. این امر موجب شده که در چند دهه اخیر مساله کیفیت توان مورد توجه جدی قرار گیرد. عدم توجه به مساله کیفیت توان باعث خسارات سنگینی به بارهای حساس متصل به شبکه برق می‌شود. لذا شناسایی و طبقه‌بندی این اختلالات جهت اقدامات پیشگیری امری ضروری است.

هرگونه انحراف از حالت ایده‌آل جریان و یا ولتاژ به عنوان یک مساله اختلال کیفیت توان شناخته می‌شود. اختلالات مجزا شامل قطعی، کمبود، بیشبود، گذرای نوسانی، هارمونیک، فلیکر، بریدگی و گذرای ضربه‌ای و اختلالات ترکیبی شامل هارمونیک با کمبود، هارمونیک با بیشبود، هارمونیک با فلیکر، هارمونیک با قطعی، هارمونیک با گذرای نوسانی، هارمونیک با بریدگی، فلیکر با کمبود، فلیکر با بیشبود، گذرای نوسانی با کمبود، گذرای نوسانی با بیشبود می‌باشند. در روال طبقه‌بندی، حالت عادی سیگنال نیز به عنوان یک دسته در نظر گرفته شده است. در سیستم شناسایی و طبقه‌بندی اختلالات کیفیت توان، پس از دریافت سیگنال ابتدا پیش پردازش لازم جهت حذف نویز از سیگنال دریافتی انجام می‌شود. سپس با استفاده از روش‌های پردازش سیگنال مشخصات آماری مناسبی که در تعیین اختلال کیفیت توان موثر است استخراج می‌شود. در نهایت با استفاده از ویژگی‌های مستخرج عملیات طبقه‌بندی انجام خواهد شد [۲]. در مرجع [۳] با استفاده از موجک دابچیز[۲] سیگنال اصلی در شش مرحله تجزیه شده است. با استفاده از ضرایب استخراج شده در این شش سطح یا مرحله بردار مربوط به ویژگی‌ها تولید شده است. در مرجع [۴] برای استخراج پارامترهای مربوط به کیفیت توان از تبدیل موجک مختلط استفاده شده است. در مرجع [۵] به منظور شناسایی و استخراج ویژگی‌ها از روش نرم آنتروپی مبتنی بر تبدیل موجک استفاده شده است. در نرم آنتروپی بردار ویژگی مربوط به اختلالات افت ولتاژ کوتاه مدت و افزایش ولتاژ کوتاه مدت نزدیکی زیادی به یکدیگر دارد. در مرجع [۶] به منظور طبقه‌بندی از یک شبکه عصبی پرسپترون سه لایه استفاده شده است. با استفاده از ویژگی‌های آماری یک بردار به طول ۱۸ استخراج شده است. در ادامه به بررسی ویژگی‌هایی که تمایز بیشتری ایجاد می‌کنند پرداخته شده است. در مرجع [۷] از روش تجزیه دو سطحی در تبدیل موجک برای شناسایی و طبقه‌بندی اختلالات کیفیت توان استفاده شده است. در این حالت برای دو سیگنال خالص و سیگنال دارای اختلال مقدار انرژی محاسبه شده است. از اختلاف دو مقدار انرژی و همچنین اختلاف ضرایب سیگنال در دو سطح به عنوان ویژگی جهت طبقه‌بندی استفاده شده است. در مرجع [۸] با استفاده از تبدیل موجک و تجزیه در چهار سطح و انتخاب ویژگی‌های آماری شامل انحراف معیار، چولگی، انرژی و آنتروپی بردار ویژگی تولید شده است. در مرجع [۹] با استفاده از تبدیل S بردار ویژگی استخراج شده است. سپس با استفاده از روش‌های کاهش بعد و استفاده از شبکه‌های عصبی چندلایه عملیات طبقه بندی انجام شده است. در مرجع [۱۰] با استفاده از تبدیل S متعامد روشی برای تحلیل سیگنال‌های اختلالات توان ارائه شده است. هدف از ارائه این روش افزایش سرعت محاسبات و رزولوشن زمان-فرکانس است. در مرجع [۱۱] با استفاده از روش تجزیه به مدهای ذاتی و استخراج توابع مد ذاتی اول تا سوم بردار ویژگی ساخته شده است. در مرجع [۱۲] ابتدا سیگنال نویزی با استفاده از روش تجزیه به مدهای ذاتی و استخراج توابع مد ذاتی تجزیه شده است. سپس سیگنال بدون نویز از توابع مد ذاتی مرحله قبل استخراج می‌شود. با انجام عملیات هیلبرت روی سیگنال بدون نویز و استخراج اطلاعات آماری بردار ویژگی ایجاد می‌شود. در مرجع [۱۳] فقط از تبدیل هیلبرت برای استخراج بردار ویژگی استفاده شده است. با استفاده از نمودار مستخرج از تبدیل هیلبرت و محاسبه ویژگی‌های آماری شناسایی و طبقه-

[2] Daubechies

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-11-13]

[DOI: 10.82362/jeps.2024.3.522]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 13 - No. 3- Autumn 2024

بندی اختلالات توان انجام شده است. در [۱۴] با استفاده از فیلتر کالمن و تبدیل موجک گسسته به استخراج ویژگی از سیگنال‌های مربوط به اختلالات توان پرداخته شده است. در این مقاله به منظور طبقه‌بندی از یک سیستم فازی استفاده شده است. در [۱۵] نیز جهت شناسایی و طبقه‌بندی از فیلتر کالمن، تبدیل موجک گسسته و سیستم فازی استفاده شده است. در این مقاله علاوه بر پارامترهای دامنه و شیب از پارامترهای میانگین و انحراف از معیار نیز در بردار ویژگی استفاده شده است. در [۱۶] با استفاده از یک شبکه عصبی با ۳۰ نرون در لایه مخفی عملیات شناسایی و طبقه‌بندی انجام شده است. در [۱۷] با استفاده از یک شبکه عصبی احتمالی طبقه‌بندی اختلالات انجام شده است. فرآیند یادگیری این شبکه عصبی بسیار سریع است. در [۱۸] با استفاده از روش تجزیه به مدهای ذاتی و موجک بردار ویژگی استخراج شده است. در این حالت بردار ویژگی یک بردار ۳۲ عضوی است. این بردار اطلاعات آماری مربوط به سطوح تجزیه موجک و توابع مدهای ذاتی را دارد. برای طبقه-بندی نیز از شبکه عصبی احتمالی و ماشین بردار پشتیبان استفاده شده است. در [۱۹] یک بررسی کامل روی مراجع مرتبط با اختلالات کیفیت توان و طبقه‌بندی آن‌ها انجام شده است.

با توجه به آنچه بیان شد روش‌های مختلفی جهت شناسایی و طبقه‌بندی اختلالات کیفیت توان ارائه شده است. عملکرد این طبقه‌بندی کننده‌ها به صورت کلی تحت تاثیر انتخاب بردار ویژگی- نوع طبقه‌بندی کننده و نویزی یا بدون نویز بودن سیگنال است. همچنین شناسایی و بررسی تمام اختلالات قابل رخداد در شبکه و بررسی آن‌ها می‌تواند در طبقه‌بندی و اتخاذ تدابیر حفاظتی مناسب باشد. در این مقاله به منظور شناسایی و طبقه‌بندی دقیق اختلالات توان با بررسی مقالات ارائه شده مجموعه کاملی از انواع اختلالات بررسی شده است. به منظور استخراج بردار ویژگی از ترکیب تبدیل موجک و تجزیه به مدهای ذاتی استفاده شده است. انتخاب ویژگی‌های مستخرج از ترکیب این دو تبدیل تفکیک مناسبی در انواع اختلالات ایجاد می‌نماید. به منظور طبقه‌بندی از شبکه‌های عصبی LSTM استفاده شده است.

این مقاله در پنج بخش طراحی شده است. در بخش دوم روش انجام کار در این مقاله ارائه شده است. در بخش سوم به مطالعه موردی در خصوص روش‌های پردازش سیگنال و طبقه‌بندی کننده‌ها پرداخته شده است. در بخش چهارم شبیه‌سازی‌ها مربوط به روش پیشنهادی ارائه شده است. در بخش پنجم به نتیجه‌گیری پرداخته شده است.

۲- روش انجام کار

در این قسمت شناسایی و طبقه‌بندی انواع اختلالات کیفیت توان (قطعی، کمبود، بیشبود، گذرای نوسانی، هارمونیک، فلیکر، بریدگی و گذرای ضربه‌ای، هارمونیک با کمبود، هارمونیک با بیشبود، هارمونیک با فلیکر، هارمونیک با قطعی، هارمونیک با گذرای نوسانی، هارمونیک با بریدگی، فلیکر با کمبود، فلیکر با بیشبود، گذرای نوسانی با کمبود، گذرای نوسانی با بیشبود) بررسی شده است. اختلالات به صورت مجزا و ترکیبی در نظر گرفته شده است. اختلالات مجزا شامل قطعی، کمبود، بیشبود، گذرای نوسانی، هارمونیک، فلیکر، بریدگی و گذرای ضربه‌ای و اختلالات دوگانه یا ترکیبی شامل هارمونیک با کمبود، هارمونیک با بیشبود، هارمونیک با فلیکر، هارمونیک با قطعی، هارمونیک با گذرای نوسانی، هارمونیک با بریدگی، فلیکر با کمبود، فلیکر با بیشبود، گذرای نوسانی با کمبود، گذرای نوسانی با بیشبود می‌باشند. پردازش سیگنال با استفاده از تبدیل موجک گسسته و تجزیه به مدهای ذاتی انجام شده است. بلوک دیاگرام مربوط به این روال در شکل (۱) نشان داده شده است. مراحل مربوط به شناسایی و طبقه‌بندی در ادامه بررسی شده است.

۲-۱- شبیه‌سازی اختلالات توان

به منظور ارائه الگوریتم پیشنهادی جهت شناسایی و طبقه‌بندی اختلالات توان لازم است ابتدا این اختلالات به صورت مناسبی شبیه‌سازی گردد. این اختلالات با در نظر گرفتن پارامترهای متغیر در نرم افزار متلب ایجاد شده است. اختلالات توان اشاره شده با توجه به استاندارد IEEE-1159 ایجاد شده است. معادلات مربوط به اختلالات کیفیت توان به همراه پارامترهای آن در جدول (۱) ارائه شده است. در این جدول یک حالت عادی در نظر گرفته شده است. این دسته در کلاس ۱ مشخص شده

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-11-13]
[DOI: 10.82362/jeps.2024.3.522]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 13 - No. 3- Autumn 2024

است. اختلالات توان مجزا و دوگانه به ترتیب شامل قطعی، کمبود، بیشبود، گذرای نوسانی، هارمونیک، فلیکر، بریدگی و گذرای ضربه‌ای، هارمونیک با کمبود، هارمونیک با بیشبود، هارمونیک با فلیکر، هارمونیک با قطعی، هارمونیک با گذرای نوسانی، هارمونیک با بریدگی، فلیکر با کمبود، فلیکر با بیشبود، گذرای نوسانی با کمبود، گذرای نوسانی با بیشبود که روابط آن در جدول (۱) ارائه شده است. این اختلالات به ترتیب در کلاس ۲ تا ۱۹ قرار گرفته است.

Table 1: Power quality disturbance model

جدول ۱: مدل اختلالات کیفیت توان

نوع اختلال	نشانگر کلاس	مدل	پارامترها
طبیعی	C_1	$x(t)=\sin(\omega t)$	$\omega=2\pi f,\ f=50Hz$
قطعی	C_2	$x(t)=\left(1-\alpha\left(u(t-t_1)-u(t-t_2)\right)\right)\sin(\omega t)$ $t_1<t_2\quad,\quad u(t)=\begin{cases}1 & t\geq 0\\ 0 & t<0\end{cases}$	$0.1\leq\alpha\leq 0.9$ $T\leq t_2-t_1\leq 9T$
کمبود	C_3	$x(t)=\left(1-\alpha\left(u(t-t_1)-u(t-t_2)\right)\right)\sin(\omega t)$	$0.1\leq\alpha\leq 0.9$ $T\leq t_2-t_1\leq 9T$
بیشبود	C_4	$x(t)=\left(1+\alpha\left(u(t-t_1)-u(t-t_2)\right)\right)\sin(\omega t)$	$0.1\leq\alpha\leq 0.9$ $T\leq t_2-t_1\leq 9T$
گذرای نوسانی	C_5	$x(t)=\sin(\omega t)+\beta e^{-(t-t_1)/\tau}\sin(\omega_n(t-t_1))\times$ $(u(t-t_2)-u(t-t_1))$	$0.1\leq\beta\leq 0.8$ $0.5T\leq t_2-t_1\leq 3T$ $8ms\leq\tau\leq 30ms$ $300Hz\leq f_n\leq 900Hz$
هارمونیک	C_6	$x(t)=\alpha_1\sin(\omega t)+\alpha_3\sin(3\omega t)+$ $\alpha_5\sin(5\omega t)+\alpha_7\sin(7\omega t)$	$0.05\leq\alpha_i\leq 0.15,\ i=1,3,5,7$ $\sum_i\alpha_i^2=1$
فلیکر	C_7	$x(t)=(1+\lambda\sin(k\omega t))\sin(\omega t)$	$0.1\leq\lambda\leq 0.2$ $5Hz\leq k\leq 50Hz$
بریدگی	C_8	$x(t)=\sin(\omega t)+\text{sign}(\sin(\omega t))$ $\times\left[\sum_{n=0}^{9}K\times\{u(t-(t_1+0.2n))-u(t-(t_2+0.2n))\}\right]$	$0.1\leq K\leq 0.4$ $0.01T\leq t_2-t_1\leq 0.05T$ $0\leq t_2,\ t_1\leq 0.5T$
گذرای ضربه‌ای	C_9	$x(t)=\left(1-\alpha\left(u(t-t_1)-u(t-t_2)\right)\right)\sin(\omega t)$	$0\leq\alpha\leq 0.414$ $\frac{T}{20}\leq t_2-t_1\leq\frac{T}{10}$
هارمونیک با کمبود	C_{10}	$x(t)=\left(1-\alpha\left(u(t-t_1)-u(t-t_2)\right)\right)$ $\left(\alpha_1\sin(\omega t)+\alpha_3\sin(3\omega t)+\alpha_5\sin(5\omega t)\right)$	$0.1\leq\alpha\leq 0.9,\ 0.05\leq\alpha_i\leq 0.15,\ i=1,3,5$ $\sum_i\alpha_i^2=1,\ T\leq t_2-t_1\leq 9T$
هارمونیک با بیشبود	C_{11}	$x(t)=\left(1+\alpha\left(u(t-t_1)-u(t-t_2)\right)\right)$ $\left(\alpha_1\sin(\omega t)+\alpha_3\sin(3\omega t)+\alpha_5\sin(5\omega t)\right)$	$0.1\leq\alpha\leq 0.9,\ 0.05\leq\alpha_i\leq 0.15,\ i=1,3,5$ $\sum_i\alpha_i^2=1,\ T\leq t_2-t_1\leq 9T$
هارمونیک با فلیکر	C_{12}	$x(t)=(1+\lambda\sin(k\omega t))\times$ $\left(\alpha_1\sin(\omega t)+\alpha_3\sin(3\omega t)+\alpha_5\sin(5\omega t)\right)$	$0.1\leq\lambda\leq 0.2,\ 5Hz\leq k\leq 50Hz$ $0.05\leq\alpha_i\leq 0.15,\ i=1,3,5$ $\sum_i\alpha_i^2=1$

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-11-13]

[DOI: 10.82362/jeps.2024.3.522]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 13 - No. 3- Autumn 2024

هارمونیک با قطعی	C_{13}	$x(t)=\left(1-\alpha\left(u(t-t_1)-u(t-t_2)\right)\right)$ $\left(\alpha_1\sin(\omega t)+\alpha_3\sin(3\omega t)+\alpha_5\sin(5\omega t)\right)$	$0.9\le\alpha\le1$, $0.05\le\alpha_i\le0.15$, $i=1,3,5$ $\sum_i\alpha_i^2=1$, $T\le t_2-t_1\le9T$
هارمونیک با گذرای نوسانی	C_{14}	$x(t)=\sin(\omega t)+\beta e^{-(t-t_1)/\tau}\sin(\omega_n(t-t_1))\times$ $(u(t-t_2)-u(t-t_1))\times(\alpha_1\sin(\omega t)+$ $\alpha_3\sin(3\omega t)+\alpha_5\sin(5\omega t)+\alpha_7\sin(7\omega t))\times\sin(\omega t)$	$0.1\le\beta\le0.8$ $0.5T\le t_2-t_1\le3T$ $8ms\le\tau\le30ms$ $300Hz\le f_n\le900Hz$ $0.05\le\alpha_i\le0.15$, $i=1,3,5,7$ $\sum_i\alpha_i^2=1$
هارمونیک با بریدگی	C_{15}	$x(t)=\sin(\omega t)+\text{sign}(\sin(\omega t))$ $\times\left[\sum_{n=0}^{9}K\times\{u(t-(t_1+0.2n))-u(t-(t_2+0.2n))\}\right]\times$ $\sin(\omega t)\times(\alpha_1\sin(\omega t)+\alpha_3\sin(3\omega t)+\alpha_5\sin(5\omega t)+$ $\alpha_7\sin(7\omega t))$	$0.1\le K\le0.4$ $0.01T\le t_2-t_1\le0.05T$ $0\le t_2,\ t_1\le0.5T$ $0.05\le\alpha_i\le0.15$, $i=1,3,5,7$ $\sum_i\alpha_i^2=1$
فلیکر با کمبود	C_{16}	$x(t)=(1+\lambda\sin(k\omega t))\sin(\omega t)\times$ $\left(1-\alpha\left(u(t-t_1)-u(t-t_2)\right)\right)$	$0.1\le\lambda\le0.2$ $5Hz\le k\le50Hz$ $0.1\le\alpha\le0.9$
فلیکر با بیشبود	C_{17}	$x(t)=(1+\lambda\sin(k\omega t))\sin(\omega t)\times$ $\left(1+\alpha\left(u(t-t_1)-u(t-t_2)\right)\right)$	$0.1\le\lambda\le0.2$ $5Hz\le k\le50Hz$ $0.1\le\alpha\le0.9$
گذرای نوسانی با کمبود	C_{18}	$x(t)=(\sin(\omega t)+\beta e^{-(t-t_1)/\tau}\sin(\omega_n(t-t_1))\times$ $(u(t-t_2)-u(t-t_1)))\times\left(1-\alpha\left(u(t-t_3)-u(t-t_4)\right)\right)\sin(\omega t)$	$0.1\le\beta\le0.8$ $0.5T\le t_2-t_1\le3T$ $8ms\le\tau\le30ms$ $300Hz\le f_n\le900Hz$ $T\le t_4-t_3\le9T$ $0.9\le\alpha\le1$
گذرای نوسانی با بیشبود	C_{19}	$x(t)=(\sin(\omega t)+\beta e^{-(t-t_1)/\tau}\sin(\omega_n(t-t_1))\times$ $(u(t-t_2)-u(t-t_1)))\times\left(1+\alpha\left(u(t-t_3)-u(t-t_4)\right)\right)\sin(\omega t)$	$0.1\le\beta\le0.8$ $0.5T\le t_2-t_1\le3T$ $8ms\le\tau\le30ms$ $300Hz\le f_n\le900Hz$ $T\le t_4-t_3\le9T$ $0.9\le\alpha\le1$

۲-۲- تجزیه سیگنال با استفاده از روش پیشنهادی ترکیبی

در این قسمت کاربرد تکنیک روش تجزیه به مدهای ذاتی در شناسایی و طبقه‌بندی اختلالات توان بررسی شده است. به منظور جداسازی انواع اختلالات توان لازم است از سیگنال اصلی ویژگی‌هایی که قابلیت تفکیک بیشتری را فراهم می‌کند به صورت مناسبی استخراج شود. در این مقاله این ویژگی‌ها با استفاده از تبدیل زمان-فرکانس موجک و تجزیه به مدهای ذاتی ایجاد می شود. برای این منظور ابتدا سیگنال اصلی با استفاده از تبدیل موجک گسسته در یک سطح تجزیه می‌شود. سپس سیگنال مستخرج از تجزیه سیگنال اصلی در فرکانس‌های پایین به عنوان ورودی برای تجزیه در روش تجزیه مدهای ذاتی در نظر گرفته شده است. در تجزیه سیگنال فرکانس پایین ناشی از تبدیل موجک گسسته با استفاده از تجزیه به مدهای ذاتی

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-11-13]
[DOI: 10.82362/jeps.2024.3.522]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 13 - No. 3- Autumn 2024

اختلال مودها وجود ندارد. برای تجزیه سیگنال اصلی موجک db6 در نظر گرفته شده است. بعد از اعمال روش تجزیه به مدهای ذاتی به تابع فرکانس پایین سه تابع مد ذاتی (IMF) اول جهت استخراج ویژگی مورد بررسی قرار گرفته است.

۳-۲- استخراج ویژگی

در مرحله مربوط به استخراج ویژگی، سیگنال‌های استخراج شده ناشی از تبدیل موجک گسسته و تجزیه به مدهای ذاتی به مجموعه‌ای از ویژگی‌ها نگاشت می‌شوند. به این منظور از هر تابع مد ذاتی هفت ویژگی شامل میانگین، جذر میانگین مربعات، انحراف از معیار، واریانس، چولگی، کشیدگی و انرژی محاسبه شده است. به منظور استفاده از اطلاعات فرکانس بالا هفت ویژگی مستخرج از تبدیل موجک گسسته در سطح اول نیز به بردار ویژگی اضافه شده است. این ویژگی‌ها در جدول ۲ به ترتیب نامگذاری و ارائه شده است. استخراج ویژگی یک مرحله مهم از شناسایی و طبقه‌بندی اختلالات کیفیت توان است. دقت طبقه‌بندی متناسب با دقت انتخاب ویژگی‌های مناسب جهت طبقه‌بندی است.

Table 2: Features extracted from power quality signals

جدول۲ : ویژگی‌های مستخرج از سیگنال‌های کیفیت توان

نام‌گذاری ویژگی	ویژگی	رابطه
F_1	میانگین	$\mu = \frac{1}{N}\sum X$
F_2	جذر میانگین مربعات	$X_{rms} = \sqrt{\frac{1}{N}\sum X^2}$
F_3	انحراف از معیار	$\sigma = \sqrt{\frac{\sum (X-\mu)^2}{N}}$
F_4	واریانس	$\sigma^2 = \frac{\sum (X-\mu)^2}{N}$
F_5	چولگی	$X_{skew} = \frac{1}{N}\sum (\frac{X-\mu}{X_{rms}})^3$
F_6	کشیدگی	$X_{kurt} = \frac{1}{N}\sum (\frac{X-\mu}{X_{rms}})^4$
F_7	انرژی	$X_{energy} = \sum \lvert X \rvert^2$

۳- مطالعه موردی

۳-۱- تبدیل موجک

برای اولین بار تحلیل چند مقیاسی توسط مالات[3] معرفی شد. جزئیات تحلیل چند مقیاسی و روابط ریاضی آن در (مراجع) بررسی شده است. یک موجک عبارتست از یک تابع $\Psi \in L^2(R)$ که متوسط آن صفر است.

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \Psi(t)dt = 0 \qquad (۱)$$

تبدیل موجک پیوسته سیگنال $x(t)$ به صورت رابطه (۲) تعریف می‌شود:

$$C\omega T_{\Psi}^{x}(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}}\int_{-\infty}^{+\infty} x(t)\Psi^*(\frac{t-b}{a})dt \qquad (۲)$$

[3] Mallat

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-11-13]

[DOI: 10.82362/jeps.2024.3.522]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 13 - No. 3- Autumn 2024

در رابطه بالا $\Psi(t)$ موجک مادر نامیده می‌شود. موجک‌های مختلفی مانند دابچی، مورلت و هار و غیره وجود دارد که می‌توانند به عنوان موجک مادر انتخاب شوند. در رابطه (۲) ستاره نشان دهنده مزدوج مختلط است و اعداد حقیقی a و b به ترتیب پارامترهای مقیاس و انتقال هستند. پارامتر مقیاس a فرکانس نوسان و طول موجک را مشخص می‌کند و پارامتر انتقال b میزان انتقال موجک را نشان می‌دهد. در کاربردهای عملی به جای تبدیل موجک پیوسته از تبدیل موجک گسسته استفاده شده است. تبدیل موجک گسسته با مقادیر گسسته برای پارامترهای a و b پیاده‌سازی می‌شود. برای انجام این موضوع $a = a_0^m$ و $b = nb_0a_0^m$ انتخاب می‌شوند. بنابراین تابع موجک به صورت رابطه (۳) خواهد بود.

$$\Psi_{m,n}(t) = a_0^{-\frac{m}{2}}\Psi(a_0^{-m}t - nb_0) \qquad (۳)$$

به طور معمول $a_0 = 2$ و $b_0 = 1$ انتخاب می‌شود. در تجزیه سیگنال با تبدیل موجک، سیگنال به دو سیگنال تقریب و جزئیات تبدیل می‌شود. در این پژوهش از db6 به منظور موجک مادر استفاده شده است. سیگنال تقریب ناشی از گذر سیگنال از یک فیلتر پایین گذر است. این فیلتر در مراجع با $h(n)$ نشان داده شده است. سیگنال جزئیات حاصل عبور سیگنال اصلی از یک فیلتر بالاگذر است. در مراجع این فیلتر با $g(n)$ نشان داده شده است. این فیلترها دارای خواص ذیل هستند:

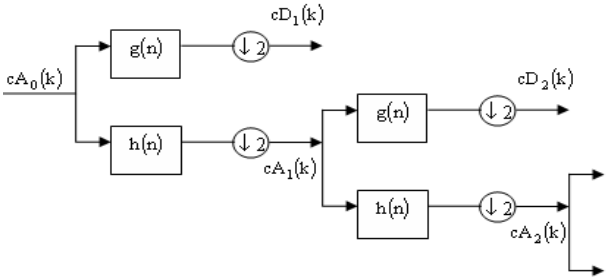
$$\sum_n h(n)^2 = 1 \quad , \quad \sum_n g(n)^2 = 1 \qquad (۴)$$

$$\sum_n h(n) = \sqrt{2} \quad , \quad \sum_n g(n) = 0 \qquad (۵)$$

رابطه بین این دو فیلتر نیز به صورت رابطه (۶) نشان داده شده است.

$$g(n) = (-1)^n h(N-n) \quad N \text{ is an odd integer} \qquad (۶)$$

در [۲۰] بحث کاملی درباره این فیلترها و چگونگی ساخت آن‌ها ارائه شده است. در واقع مولفه‌های فرکانس پایین سیگنال اصلی در تقریب و مولفه‌های فرکانس بالا در جزئیات قرار دارد. تبدیل موجک می‌تواند در چندین مرحله انجام شود. این طرح در شکل (۱) نشان داده شده است. در این شکل $h(n)$ و $g(n)$ به ترتیب فیلترهای پایین‌گذر و بالاگذر می‌باشند. همچنین $\downarrow 2$ نشان دهنده کاهش نمونه‌ها با فاکتور ۲ است. در شکل (۱)، k نشان دهنده سطح تجزیه است. در این شکل cA_j و cD_j به ترتیب نشان دهنده ضرایب تقریب و جزئیات است. می‌توان سیگنال $x(t)$ را به صورت رابطه (۷) بازنویسی کرد. در رابطه (۷)، $A_j(t)$ و $D_j(t)$ به ترتیب سیگنال تقریب و جزئیات در سطح تجزیه j است.



شکل (۱): استفاده از تبدیل موجک در ۲ سطح

Figure (1): Using wavelet transform at 2 levels

$$\begin{aligned} x(t) &= A_1(t) + D_1(t) \\ &= A_2(t) + D_2(t) + D_1(t) \\ &= A_3(t) + D_3(t) + D_2(t) + D_1(t) \\ &= \cdots \end{aligned} \qquad (۷)$$

به منظور کاهش ابعاد ویژگی، به صورت مستقیم ضرایب $cA_j(t)$ و $cD_j(t)$ برای آموزش شبکه عصبی استفاده نخواهد شد. با استفاده از این ضرایب بردار ویژگی مطابق شاخص‌های آماری جدول (۲) تولید شده تا جهت آموزش و تست به شبکه عصبی مورد نظر اعمال شود.

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-11-13]
[DOI: 10.82362/jeps.2024.3.522]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 13 - No. 3- Autumn 2024

۲-۳- روش تجزیه به مدهای ذاتی (EMD)

روش تجزیه به مدهای ذاتی توسط هوآنگ در سال ۱۹۹۸ معرفی شد. در این روش سیگنال به مجموعه‌ای از توابع به نام توابع مد ذاتی تجزیه می‌شود. در مراجع توابع مد ذاتی با IMF نشان داده شده است. در روش تجزیه به مدهای ذاتی سیگنال به مولفه‌های فرکانس بالا و پایین تجزیه می‌شود. این روش قابل اعمال به سیگنالهای ناایستا[۴] و غیرخطی[۵] است. توابع مد ذاتی باید دارای خواص ذیل باشند:

۱- تعداد نقاط اکسترمم آن با تعداد نقاط عبور از صفر حداکثر یک واحد اختلاف داشته باشد.

۲- مقدار میانگین پوش بالا و پایین آن صفر باشد.

در روال تجزیه سیگنال با استفاده از روش تجزیه به مدهای ذاتی اولین تابع مستخرج از روال تجزیه دارای بیشترین فرکانس است. در ادامه به روال تجزیه سیگنال با استفاده از روش تجزیه به مدهای ذاتی اشاره شده است.

۱- تعیین نقاط ماکزیمم و مینیمم محلی سیگنال ورودی.

۲- ایجاد منحنی پوش بالا از طریق برازش منحنی درجه سه بر نقاط ماکزیمم محلی.

۳- ایجاد منحنی پوش پایین از طریق برازش منحنی درجه سه بر نقاط مینیمم محلی.

۴- میانگین‌گیری از منحنی‌های پوش بالا و پایین. این میانگین با $m(t)$ نشان داده شده است.

۵- تفریق میانگین منحنی پوش بالا و پایین از سیگنال ورودی.

$$h(t) = x(t) - m(t) \quad (۸)$$

۶- بررسی IMF بودن سیگنال حاصل از مرحله ۵.

۷- در صورت عدم ارضای شرط موجود در مرحله ۶ سیگنال حاصل از مرحله ۵ به جای سیگنال اصلی قرار گرفته و مراحل ۱ تا ۶ مجدد اجرا خواهد شد.

۸- در صورت ارضای شرط مرحله ۶ فرایند غربال پایان یافته و $C_1 = h_1^k$ به عنوان اولین IMF در نظر گرفته خواهد شد. این سیگنال مولفه فرکانس بالای سیگنال اصلی است. k نشان دهنده تعداد مراحل غربال است.

۹- باقی مانده به صورت $r_1 = x(t) - C_1^k$ محاسبه شده و اگر خود شرایط IMF بودن را داشته باشد مراحل ۱ تا ۶ برای آن اجرا خواهد شد و در صورت عدم شرایط IMF به عنوان باقی‌مانده نهایی در نظر گرفته می‌شود.

بعد از تجزیه به مدهای ذاتی می‌توان سیگنال را به صورت رابطه (۹) ارائه نمود:

$$x(t) = r + \sum_{n=1}^{N} C_n \quad (۹)$$

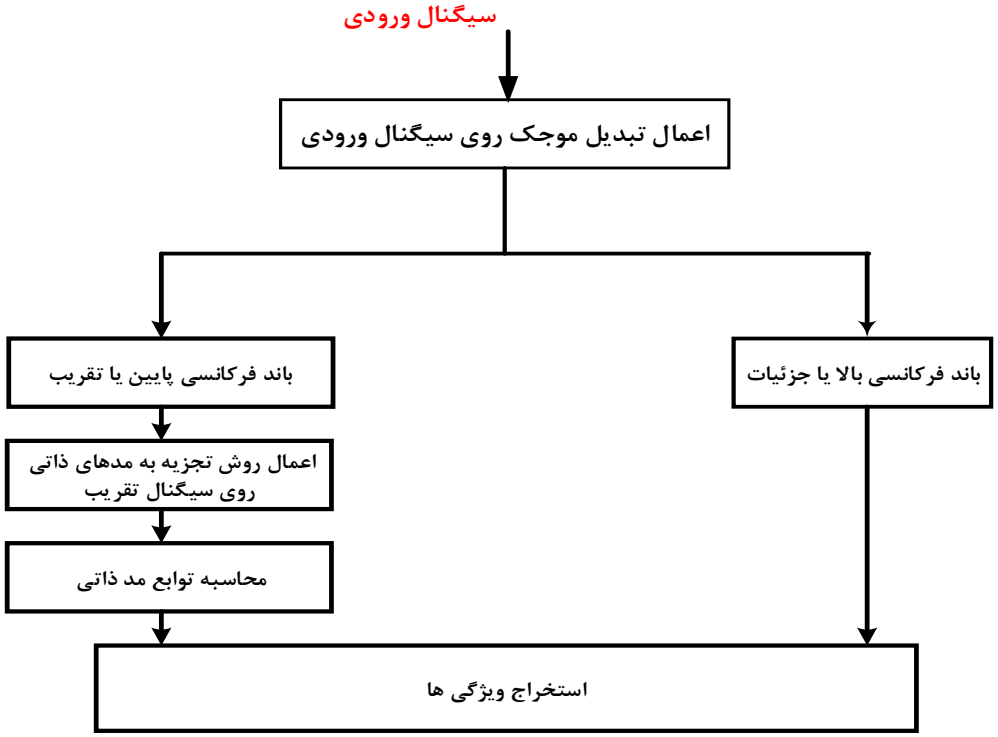
در این رابطه N تعداد توابع مد ذاتی است. توابع مد ذاتی در رابطه (۹) با C نمایش داده شده است. به علت وجود تناوب و نویز در سیگنال‌ها، در برخی موارد به علت اختلاط مودها، توزیع حوزه زمان-فرکانس با استفاده از روش تجزیه به مدهای ذاتی دچار نقص می‌شود. در روش پیشنهادی مولفه‌های فرکانس پایین (سیگنال تقریب) ناشی از تبدیل موجک به عنوان ورودی برای روش تجزیه به مدهای ذاتی در نظر گرفته شده است. با توجه به بررسی انجام شده مشاهده شد که با استفاده از این روش تمام IMF ها استخراجی دارای یک فرکانس پایه هستند و مشکل اختلاط مدها در روش پیشنهادی رفع شده است. بلوک دیاگرام مربوط به روش پیشنهادی در شکل (۲) نشان داده شده است. همچنین بردار ویژگی تولید شده ناشی از تبدیل موجک و تجزیه به مدهای ذاتی در شکل (۳) ارائه شده است.

[4] Non stationary

[5] Non linear

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-11-13]

[DOI: 10.82362/jeps.2024.3.522]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 13 - No. 3- Autumn 2024



شکل (۲): روش ارائه شده جهت استخراج ویژگی‌ها

Figure (2): The proposed method for feature extraction



شکل (۳): بردار ویژگی مستخرج جهت طبقه‌بندی با شبکه عصبی

Figure (3): Extracted feature vector for classification with neural network

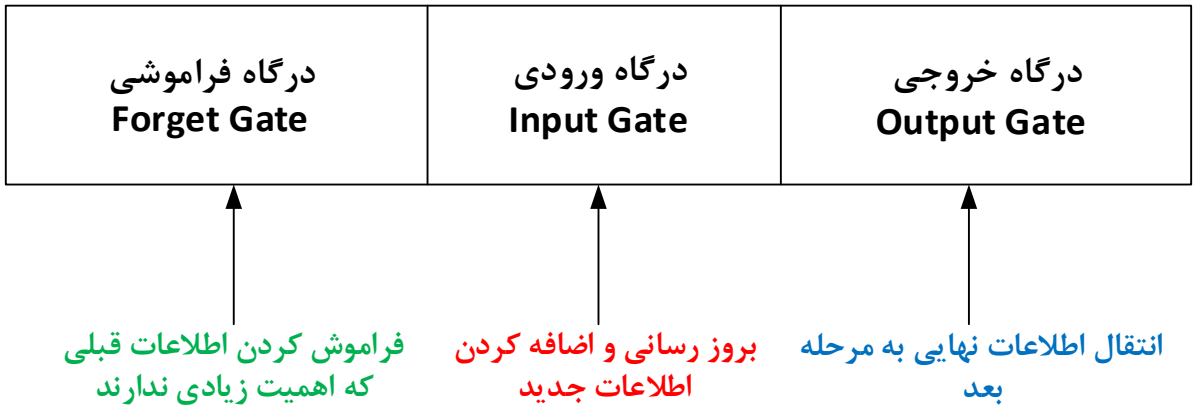
۳-۳- شبکه‌های عصبی LSTM [۶]

شبکه‌های عصبی مصنوعی نوعی الگوریتم یادگیری ماشین هستند که در ساختار و عملکرد آن‌ها از ساختار و عملکرد مغز موجودات زنده الهام گرفته شده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی متشکل از گره‌ها یا نرون‌های به هم پیوسته بوده که اطلاعات را پردازش کرده و آموزش داده می‌شوند تا براساس اطلاعات ورودی پیش‌بینی نمایند. اتصالات بین گره‌ها دارای وزن بوده و وزن‌ها در طول پردازش داده برای بهبود دقت پیش‌بینی تنظیم می‌شوند. از شبکه‌های عصبی در کاربردهای مختلفی مانند تشخیص تصویر، تشخیص گفتار و ... که به نوعی عملیات طبقه‌بندی و رگرسیون است استفاده شده است. یکی از قابلیت‌های شبکه‌های عصبی توانایی آن‌ها در یادگیری الگوهای پیچیده در مجموعه داده‌های بزرگ بدون برنامه‌ریزی صریح است. شبکه عصبی LSTM یکی از پرکاربردترین مدل‌های شبکه عصبی محسوب می‌شود. LSTM نوعی شبکه عصبی بازگشتی است. به دلیل ساختار درونی متفاوتی که این شبکه دارد عملکرد مناسب‌تری نسبت به RNN برخوردار است. به دلیل محدودیت‌های شبکه‌های عصبی معمولی، ایده شبکه‌های بازگشتی RNN در سال ۱۹۸۶ مطرح و به دنبال آن معماری LSTM در سال ۱۹۹۷ مطرح شد. در ساختار مدل LSTM حافظه بلندمدتی تعبیه شده است که اطلاعات مورد نیاز و مهم در آن نگه‌داری

[6] Long Short-Term Memory

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-11-13]
[DOI: 10.82362/jeps.2024.3.522]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 13 - No. 3- Autumn 2024

می‌شود. این حافظه بلند مدت با عنوان حالت سلول[۷] شناخته می‌شود. علاوه بر این، LSTM دارای یک حافظه کوتاه مدت است که حالت پنهان[۸] نام دارد. در این حافظه اطلاعات کوتاه مدت از مراحل محاسبات قبلی ذخیره می‌شود. بدین ترتیب شبکه LSTM از دو حافظه تشکیل شده است. به این شبکه عصبی شبکه عصبی حافظه طولانی کوتاه مدت نیز گفته می‌شود. در شکل (۴) معماری شبکه LSTM نشان داده شده است. همان‌طور که در شکل (۴) نشان داده شده است شبکه LSTM ساختار داخلی به نام گیت دارد. گیت‌ها جریان اطلاعات را کنترل می‌نمایند. گیت‌ها مشخص می‌کنند چه داده‌هایی مهم است و باید حفظ گردد و چه داده‌هایی باید حذف گردد. در شکل (۴) سه گیت فراموشی، گیت ورودی و خروجی به همراه شرح وظایف آن‌ها مشخص شده است.



شکل (۴): ساختار کلی شبکه عصبی مصنوعی LSTM

Figure (4): General structure of LSTM artificial neural network

۴-نتایج شبیه‌سازی

در این مقاله برای طبقه‌بندی اختلالات توان از شبکه عصبی LSTM استفاده شده است. به این منظور استخراج ویژگی‌ها با استفاده از ترکیب تجزیه سطح اول جزئیات در تبدیل موجک و توابع مد ذاتی ۱ الی ۳ از روش تجزیه به مدهای ذاتی انجام شده است. در استخراج ویژگی‌ها از سیگنال‌های مربوط به اختلال توان با پارامترهای تصادفی که در جدول (۱) وجود دارد استفاده شده است. این سیگنال‌ها با وجود پارامترهای تصادفی و با نویز سفید با واریانس ۰,۰۰۱ تولید شده است. در ابتدا به سیگنال تولید شده تبدیل موجک اعمال می‌شود. از ضرایب تقریب یا فرکانس پایین جهت استخراج توابع مد ذاتی ۱ تا ۳ استفاده شده است. این روال در جدول (۲) ارائه شده است. تعداد ۲۸۵۰ نمونه از سیگنالهای اختلال توان تولید شده است. از هر کلاس از اختلالات ۱۵۰ نمونه ایجاد شده است. لذا بردار ویژگی‌ها دارای ۲۸۵۰ سطر و ۲۸ ستون است. از ۱۵۰ نمونه تولید شده از هر کلاس ۱۲۰ عضو جهت آموزش شبکه عصبی و ۳۰ عضو به عنوان ارزیابی شبکه انتخاب شده است. لذا بردار آموزش دارای ۲۲۸۰ سطر و ۲۸ ستون است. همچنین تعداد سطرهای بردار ارزیابی ۵۷۰ و ۲۸ ستون است. با توجه به این‌که شبکه LSTM با ویژگی‌ها به صورت یک دنباله کار می‌کند لذا بردارهای آموزش به ۴ سطر و ۷ ستون تبدیل شده است. این کار در خصوص بردارهای ارزیابی نیز انجام شده است. در جدول (۲) نتایج ارزیابی شبکه عصبی LSTM برای ۱۵ حالت مختلف ارائه شده است. در این جدول تعداد دفعات آموزش، حداقل بسته‌های آموزش و تعداد لایه‌های پنهان در ۱۵ حالت مورد ارزیابی قرار گرفته است. در هر مرحله مدت زمان ارزیابی و دقت طبقه‌بندی استخراج شده و در جدول (۲) درج شده است. نتایج نشان می‌دهد با افزایش تعداد لایه‌های پنهان سرعت انجام آموزش برنامه کاهش یافته و این در حالی است که دقت ارزیابی بهبود داشته است. افزایش تعداد بسته‌های آموزش نیز سبب افزایش سرعت عملیات ارزیابی شده ولی دقت در این حالت عمدتا روال کاهشی داشته است. بالاترین دقت در ارزیابی مربوط به حالت ۱۱ می‌باشد. در این حالت دقت مربوط به مدل پیشنهادی

[7] Cell State

[8] Hidden State

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-11-13]

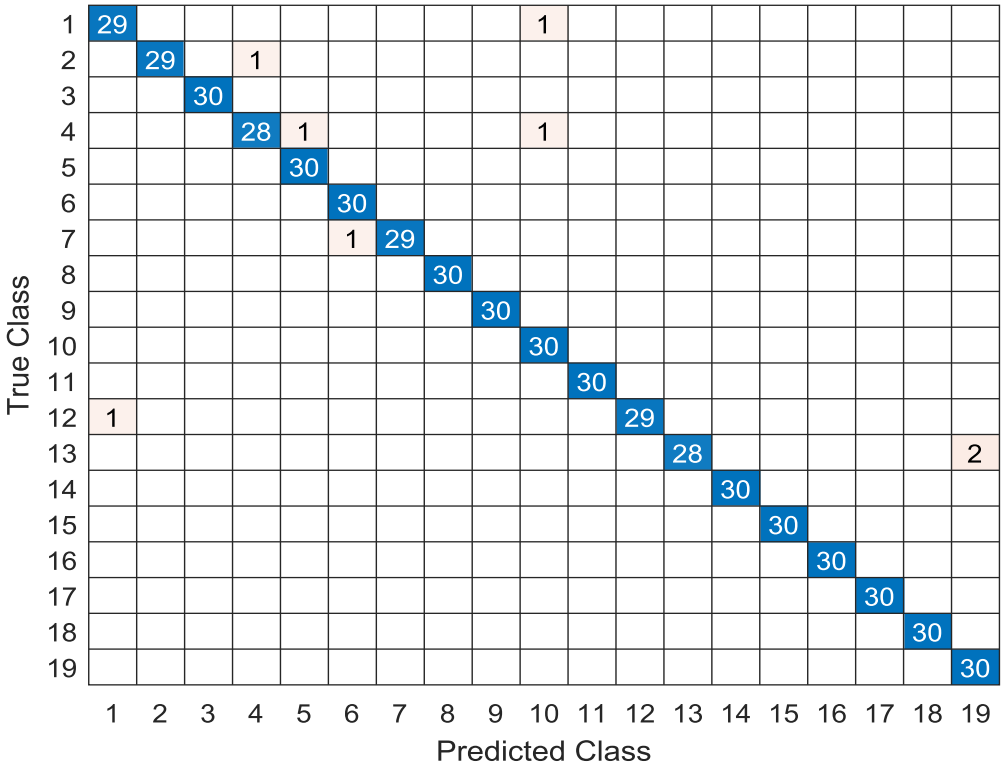
[DOI: 10.82362/jeps.2024.3.522]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 13 - No. 3- Autumn 2024

٪۹۸,۶۰ محاسبه شده است. ماتریس در هم ریختگی مربوط به این حالت در شکل (۵) ارائه شده است. با توجه به مدت زمان ثبت شده بیشترین زمان مربوط به حالت ۱۱ است. روال آموزش در شبکه‌های عصبی عمدتا یک بار انجام شده و بعد از آن از شبکه عصبی به عنوان یک تابع استفاده می‌شود. لذا دقت بالای حالت ۱۱ باعث شده این حالت به عنوان، حالت بهینه جهت طبقه‌بندی اختلالات توان انتخاب شود.

Table (3): Simulation results of LSTM neural network for classifying power disturbances in different states

جدول (۳) : نتایج شبیه‌سازی شبکه عصبی LSTM جهت طبقه بندی اختلالات توان در حالت‌های مختلف

حالت	Mini Batch Size	تعداد دفعات آموزش	تعداد لایه‌های پنهان	مدت زمان اجرای آموزش و ارزیابی	دقت
1	20	200	100	13m21s	89/3%
2	40	200	100	9m15s	86/32%
3	50	200	100	7m18s	88/25%
4	70	200	100	5m10s	91/23%
5	100	200	100	5m7s	88/25%
6	20	200	200	25m56s	94/56%
7	40	200	200	15m55s	95/26%
8	50	200	200	15m38s	95/09%
9	70	200	200	13m51	95/96%
10	100	200	200	12m2s	92/46%
11	20	200	250	35m23s	98/60%
12	40	200	250	25m56s	97/72%
13	50	200	250	19m48s	94/39%
14	70	200	250	19m31	95/61%
15	100	200	250	16m11s	92/98%



شکل (۴): ماتریس در هم ریختگی برای حالت ۱۱

[DOI: 10.82362/jeps.2024.3.522] Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 13 - No. 3- Autumn 2024 [Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-11-13]

Figure (4): Confusion matrix for the 11th state

۵-نتیجه‌گیری

در این تحقیق از ترکیب روش‌های تجزیه و تحلیل سیگنال شامل تبدیل موجک و تجزیه به مدهای ذاتی در مسئله شناسایی و طبقه‌بندی اختلالات کیفیت توان استفاده شده است. یک مجموعه کامل از انواع اختلالات توان، شامل ۱۸ نوع اختلال در این تحقیق مورد بررسی قرار گرفته شده است. این سیگنال‌ها دارای مشخصات غیرخطی و ناایستا می‌باشند. اختلالات بررسی شده به دو دسته مجزا و دوگانه تقسیم می‌شوند. اختلالات مجزا شامل قطعی، کمبود، بیشبود، گذرای نوسانی، هارمونیک، فلیکر، بریدگی و گذرای ضربه‌ای و اختلالات دوگانه شامل هارمونیک با کمبود، هارمونیک با بیشبود، هارمونیک با فلیکر، هارمونیک با قطعی، هارمونیک با گذرای نوسانی، هارمونیک با بریدگی، فلیکر با کمبود، فلیکر با بیشبود، گذرای نوسانی با کمبود، گذرای نوسانی با بیشبود است. سیگنال اختلال مجزا یا دوگانه مربوط به اختلال توان ابتدا توسط تبدیل موجک در سطح اول تجزیه شده و ضرایب تقریب و جزئیات استخراج می‌شود. سیگنال تقریب با استفاده از روش تجزیه به مدهای ذاتی استفاده شده و توابع مد ذاتی ۱ تا ۳ اقتباس می‌گردد. با استفاده از ضرایب جزئیات سطح اول و توابع مد ذاتی ۱ تا ۳ پارامترهای آماری استخراج شده و به عنوان بردار ویژگی به شبکه عصبی اعمال می‌شود. در تمام سیگنال‌ها نویز با واریانس مشخص به سیگنال اصلی اضافه شده است. در چندین مرحله ارزیابی شبکه عصبی چند لایه حداکثر دقت ۷۰٪ را نشان می‌دهد. در این تحقیق از شبکه عصبی LSTM استفاده شده است. این شبکه دقت حدود ۹۹٪ در طبقه‌بندی اختلالات توان را نشان می‌دهد. به منظور ادامه کار می‌توان به صورت مستقیم از ضرایب جزئیات و توابع مد ذاتی در آموزش و ارزیابی شبکه عصبی استفاده کرد. همچنین می‌توان به جای دیتاهای مصنوعی از دیتاهای واقعی جهت اعمال به شبکه استفاده نمود.

References
مراجع

[1] J. Wang, Z. Xu, and Y. Che, "Power quality disturbance classification based on compressed sensing and deep convolution neural networks," *IEEE access*, vol. 7, pp. 78336-78346, 2019.

[2] J. E. Caicedo, D. Agudelo-Martínez, E. Rivas-Trujillo, and J. Meyer, "A systematic review of real-time detection and classification of power quality disturbances," *Protection and Control of Modern Power Systems*, vol. 8, no. 1, pp. 1-37, 2023.

[3]]J. Liu, H. Song, and L. Zhou, "Identification and location of voltage sag sources based on multi-label random forest," in *2019 IEEE Sustainable Power and Energy Conference (iSPEC)*, 2019, pp. 2025-2030: IEEE.

[4] M. Mishra, J. Nayak, B. Naik, and A. Abraham, "Deep learning in electrical utility industry: A comprehensive review of a decade of research," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 96, p. 104000, 2020.

[5] N. Gupta, K. Seethalekshmi, and S. S. Datta, "Wavelet based real-time monitoring of electrical signals in Distributed Generation (DG) integrated system," *Engineering Science and Technology, an International Journal*, vol. 24, no. 1, pp. 218-228, 2021.

[6] O. P. Mahela, A. G. Shaik, B. Khan, R. Mahla, and H. H. Alhelou, "Recognition of complex power quality disturbances using S-transform based ruled decision tree," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 173530-173547, 2020.

[7] S. Deokar and L. Waghmare, "Integrated DWT–FFT approach for detection and classification of power quality disturbances," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 61 ,pp. 594-605, 2014.

[8] W. Zhao, L. Shang, and J. Sun, "Power quality disturbance classification based on time-frequency domain multi-feature and decision tree," *Protection and Control of Modern Power Systems*, vol. 4, no. 1, p. 27, 2019.

[9] M. Hajian and A. A. Foroud, "A new hybrid pattern recognition scheme for automatic discrimination of power quality disturbances," *Measurement*, vol. 51, pp. 265-280, 2014.

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-11-13]

[DOI: 10.82362/jeps.2024.3.522]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 13 - No. 3- Autumn 2024

[10] H. R. Khoramabadi, A. Keshavarz, and R. Dashti, "A novel fault location method for compensated transmission line including UPFC using one- ended voltage and FDOST transform," *International Transactions on Electrical Energy Systems,* vol. 30, no. 6, p. e12357, 2020.

[11] K. Cai, T. Hu, W. Cao, and G. Li, "Classifying power quality disturbances based on phase space reconstruction and a convolutional neural network," *Applied Sciences,* vol. 9, no. 18, p. 3681, 2019.

[12] S. Shukla, S. Mishra, and B. Singh, "Power quality event classification under noisy conditions using EMD-based de-noising techniques ",*IEEE Transactions on industrial informatics,* vol. 10, no. 2, pp. 1044-1054, 2013.

[13] J. A. Santos-Hernandez, M. Valtierra-Rodriguez, J. P. Amezquita-Sanchez, R. D. J. Romero-Troncoso, and D. Camarena-Martinez, "Hilbert filter based FPGA architecture for power quality monitoring," *Measurement,* vol. 147, p. 106819, 2019.

[14] H. Liu, F. Hussain, S. Yue, O. Yildirim, and S. J. Yawar, "Classification of multiple power quality events via compressed deep learning," *International Transactions on Electrical Energy Systems,* vol. 29, no. 6, p. e12010, 2019.

[15] S. Wang and H. Chen, "A novel deep learning method for the classification of power quality disturbances using deep convolutional neural network," *Applied energy,* vol. 235, pp. 1126-1140, 2019.

[16] M. Valtierra-Rodriguez, R. de Jesus Romero-Troncoso, R. A. Osornio-Rios, and A. Garcia-Perez, "Detection and classification of single and combined power quality disturbances using neural networks," *IEEE transactions on industrial electronics,* vol. 61, no. 5 ,pp. 2473-2482, 2013.

[17] W. L. Rodrigues Junior, F. A. Borges, R. d. A. Rabelo, J. J. Rodrigues, R. A. Fernandes, and I. N. da Silva, "A methodology for detection and classification of power quality disturbances using a real- time operating system in the context of home energy management systems," *International Journal of Energy Research,* vol. 45, no. 1, pp. 203-219, 2021.

[18]]M. K. Saini and R. K. Beniwal, "Recognition of multiple PQ issues using modified EMD and neural network classifier," *Iranian Journal of Electrical and Electronics Engineering,* 2018.

[19] M. Mishra, "Power quality disturbance detection and classification using signal processing and soft computing techniques: A comprehensive review," *International transactions on electrical energy systems,* vol. 29, no. 8, p. e12008, 2019.

[20] I. Daubechies, "Ten Lectures on Wavelets, Philadelphia, Pa.: Society for Industrial and Applied Mathematics, 1992," *Google Scholar Google Scholar Digital Library Digital Library*.

[Downloaded from jeps.dezful.iau.ir on 2026-11-13]

[DOI: 10.82362/jeps.2024.3.522]
Journal of Novel Researches on Smart Power Systems - Vol. 13 - No. 3- Autumn 2024