

شناسایی و دسته‌بندی اغتشاشات تکی و ترکیبی کیفیت توان با استفاده از روشی مبتنی بر تحلیل مؤلفه‌های مستقل

سینا نظری^۱، دانشجوی کارشناسی ارشد؛ سعید اسماعیلی^۲، دانشیار؛ فرزاد کریم‌زاده^۳، دکتری مهندسی برق

۱- بخش مهندسی برق - دانشگاه شهید باهنر کرمان - کرمان - ایران - sinanazari1991@yahoo.com

۲- بخش مهندسی برق - دانشگاه شهید باهنر کرمان - کرمان - ایران - S_Esmaeili@uk.ac.ir

۳- بخش مهندسی برق - دانشگاه شهید باهنر کرمان - کرمان - ایران - karimzdeh@icst.ac.ir

چکیده: تشخیص اغتشاشات کیفیت توان، نیاز به روش‌هایی جهت تجزیه، شناسایی و دسته‌بندی شکل موج‌ها دارد. در این مقاله از روشی آماری موسوم به تحلیل مؤلفه‌های مستقل تک‌کاناله برای این منظور استفاده شده است. در این روش با استفاده از ویژگی استقلال آماری و همچنین توزیع غیرگوسی منابع، سیگنال‌های منبع از سیگنال‌های مشاهده‌شده جداسازی می‌شوند. روش ارائه‌شده جهت دسته‌بندی اغتشاشات کیفیت توان شامل سه مرحله می‌باشد؛ الف) تولید داده، ب) استخراج ویژگی و ج) دسته‌بندی اغتشاشات. از مزایای این روش می‌توان به هزینه کم‌تر (به دلیل استفاده از یک سنسور)، دقت بالا در استخراج اجزای مستقل سیگنال‌های غیرگوسی، غیرخطی و غیرساکن، ممتاز بودن سیگنال‌های استخراج‌شده، دسته‌بندی اغتشاشات ترکیبی با بیش از دو اغتشاش تکی در هر ترکیب (اغتشاشات سه‌تایی و چهارتایی) و تخمین زمان شروع، زمان پایان و مدت زمان اغتشاشات کمبود ولتاژ^۱، بیشبود ولتاژ^۲، فلیکر^۳ (سوسو زدن یا چشمک زدن نور) و گذرای نوسانی^۴ با دقت بالا اشاره کرد. نتایج حاصل از شبیه‌سازی‌ها روی شکل موج‌های تولیدی و واقعی، کاربردی بودن و دقت بالای روش پیشنهادی را نشان می‌دهد.

واژه‌های کلیدی: تحلیل مؤلفه‌های مستقل، اغتشاشات کیفیت توان، سیگنال مشاهده‌شده، سیگنال‌های تخمین‌زده‌شده، شناسایی، دسته‌بندی.

Detection and Classification of Single and Multiple Power Quality Disturbances Based on Independent Component Analysis

S. Nazari¹, MSc Student; S. Esmaeili², Associate Professor; F. Karimzadeh³, PhD in Electrical Engineering

1- Faculty of Electrical Engineering, Shahid Bahonar University of Kerman, Kerman, Iran, Email: Sinanazari1991@yahoo.com

2- Faculty of Electrical Engineering, Shahid Bahonar University of Kerman, Kerman, Iran, Email: S_Esmaeili@uk.ac.ir

3- Faculty of Electrical Engineering, Shahid Bahonar University of Kerman, Kerman, Iran, Email: karimzdeh@icst.ac.ir

Abstract: Detection of power quality disturbances requires some methods to decompose, identify and then classify waveforms. In this paper, a statistical method called *Single Channel Independent Component Analysis* (SCICA) is used for this means. In this method, source signals are separated from observed signals by using the characteristics of statistical independence as well as the non-Gaussian distribution of disturbance sources. The proposed method for classification of PQ disturbances consists of three stages: a) data generation, b) feature extraction and c) disturbances classification. The advantages of this method are its lower cost (due to the using of only one sensor), high accuracy in extracting independent components of non-Gaussian, non-linear and non-static signals, excellence of estimated signals, classification of multiple power quality disturbances that include more than two disturbances for any combination (ternary and quaternary disturbances) and estimation the starting time, ending time and duration of voltage swell, voltage sag, flicker and oscillatory transients with great accuracy. The results of the simulations on generated and real waveform show capability and high performance of the proposed method.

Keywords: Independent component analysis, power quality disturbances, observed signal, estimated signals, detection, classification.

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۵/۰۸/۲۰

تاریخ اصلاح مقاله: ۱۳۹۵/۱۰/۱۹

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۶/۰۱/۱۵

نام نویسنده مسئول: سعید اسماعیلی

نشانی نویسنده مسئول: ایران - کرمان - بلوار ۲۲ بهمن - دانشگاه شهید باهنر کرمان - بخش مهندسی برق.

۱- مقدمه

تخمین زمان وقوع اغتشاشات فلیکر و گذرای نوسانی را ندارند. در این مقاله علاوه بر کمبود و بیشبود ولتاژ، زمان شروع و پایان اغتشاشات فلیکر و گذرای نوسانی نیز با دقت بالایی تخمین زده می‌شود که نوآوری‌های دیگر این مقاله می‌باشد.

۲- تحلیل مؤلفه‌های مستقل

تحلیل مؤلفه‌های مستقل (ICA) یک روش آماری پردازش سیگنال می‌باشد که در آن سیگنال‌های منبع از سیگنال‌های ترکیبی مشاهده‌شده استخراج می‌گردند، درحالی‌که هیچ‌گونه اطلاعاتی در ارتباط با نحوه ترکیب شدن سیگنال‌های منبع در اختیار نمی‌باشد. در مدل ICA سیگنال‌های مشاهده‌شده به‌صورت ترکیب خطی از سیگنال‌های منبع بیان می‌شوند. این مدل خطی به‌صورت زیر بیان می‌گردد [۱۴]:

$$X[n] = AS[n] \quad (۱)$$

در اینجا $X[n] = [x_1[n], x_2[n], \dots, x_K[n]]^T$ ماتریس $K \times N$ بُعدی سیگنال‌های مشاهده‌شده، $S[n] = [s_1[n], s_2[n], \dots, s_M[n]]^T$ ماتریس $M \times N$ بُعدی سیگنال‌های منبع و A ماتریس اسکالر $K \times M$ بُعدی است که برای ترکیب سیگنال‌های منبع به‌کار برده می‌شود و اصطلاحاً به آن ماتریس ترکیبی^۹ می‌گویند. در مدل ICA، ماتریس سیگنال‌های مشاهده‌شده $X[n]$ معلوم و ماتریس سیگنال‌های منبع $S[n]$ و A مجهول می‌باشند.

در روش ICA، هدف تخمین ماتریس جداکننده W و سپس محاسبه سیگنال‌های منبع با استفاده از رابطه زیر می‌باشد:

$$Y[n] = WX[n] \quad (۲)$$

در این معادله، $Y[n] = [y_1[n], y_2[n], \dots, y_M[n]]^T$ ماتریس $M \times N$ بُعدی سیگنال‌های منبع تخمین‌زده‌شده و W ماتریس جداکننده می‌باشد که توسط مدل ICA تخمین زده می‌شود ($W = A^{-1}$).

الگوریتم‌های مختلفی بر اساس معیارهای آماری برای تخمین مدل ICA پیشنهاد شده است. در این مقاله از روش الگوریتم نقطه ثابت شده^{۱۰} یا تحلیل مؤلفه‌های مستقل سریع (FastICA) برای تخمین مدل ICA استفاده می‌شود [۱۵]. استقلال آماری و توزیع غیرگوسی سیگنال‌های منبع و نیز بزرگ‌تر یا مساوی بودن تعداد سیگنال‌های مشاهده‌شده از سیگنال‌های منبع ($K \geq M$)، سه شرط اساسی در روش ICA می‌باشند. تحلیل مؤلفه‌های مستقل تک‌کاناله^{۱۱} (SCICA) یک حالت خاص از الگوریتم ICA است که در آن تنها یک سیگنال مشاهده‌شده (ضبط‌شده) در دسترس می‌باشد. در روش ICA می‌بایست تعداد سیگنال‌های مشاهده‌شده، بزرگ‌تر یا مساوی سیگنال‌های منبع باشد. به‌منظور برقرار شدن این شرط، در روش SCICA با ایجاد تأخیر در سیگنال ضبط‌شده $x[n]$ سایر سیگنال‌های مشاهده‌شده تولید می‌گردد [۱۶].

$$X[n] = [x[n], x[n-1], \dots, x[n-M+1]]^T \quad (۳)$$

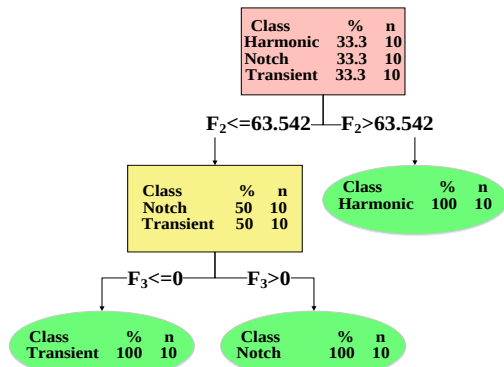
در اینجا $n = 1, \dots, N$ ، تعداد نمونه‌ها، نماد T نشان‌دهنده ترانهاده ماتریس و $X[n]$ ماتریس $M \times N$ بُعدی سیگنال‌های مشاهده‌شده،

امروزه مبحث کیفیت توان الکتریکی موضوع مهمی برای تولیدکنندگان و مصرف‌کنندگان برق محسوب می‌شود. در نتیجه، مطالعات کیفیت توان یک فضای پژوهشی گسترده‌ای را در سال‌های اخیر ایجاد کرده است [۱]. تنزل کیفیت توان الکتریکی معمولاً به‌واسطه اغتشاشاتی از قبیل کمبود و بیشبود ولتاژ با هارمونیک و یا بدون هارمونیک، اعوجاجات هارمونیک، شکاف و گذراها، به‌دلیل مشکلاتی از قبیل رفتار سوء، بی‌ثباتی، عمر کوتاه، خرابی تجهیزات الکتریکی و غیره می‌باشد.

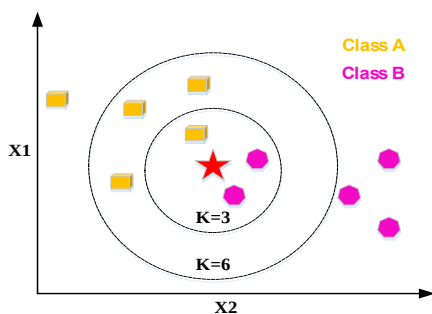
برای تعیین دلایل و منابع هر اغتشاش، اول باید توانایی تشخیص و دسته‌بندی اغتشاشات را داشته باشیم. دسته‌ای از روش‌ها، جهت شناسایی خودکار و اتوماتیک اغتشاشات کیفیت توان ارائه‌شده که در [۲] گزارش شده است اما اغلب آن‌ها برای تشخیص اغتشاشات ساده کیفیت توان پیشنهاد شده‌اند، بنابراین، توانایی عملکرد این روش‌ها محدود است، چراکه برای بسیاری از شبکه‌های قدرت، اغتشاشات به‌طور هم‌زمان ظاهر شده و معمولاً به اغتشاشات ترکیبی مرتبط می‌شوند. بسیاری از فعالیت‌ها در خصوص موضوع دسته‌بندی اغتشاشات چندتایی کیفیت توان، تنها دو کلاس در نظر گرفته‌اند، کمبود ولتاژ با هارمونیک و بیشبود ولتاژ با هارمونیک [۳-۵]. در [۶] از تکنیک تبدیل موجک و شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت دسته‌بندی اغتشاشات، استفاده شده است. در [۷] نویسندگان از تبدیل استاکول^۵ و درخت تصمیم‌گیری برای دسته‌بندی هشت دسته از اغتشاشات استفاده کرده‌اند. در [۸] برای شناسایی ده دسته از اغتشاشات کیفیت توان (شامل گذرای ضربه‌ای، گذرای نوسانی، قطعی، کمبود ولتاژ، بیشبود ولتاژ، شکاف، هارمونیک، فلیکر، کمبود ولتاژ با هارمونیک و بیشبود ولتاژ با هارمونیک) ابتدا با استفاده از تبدیل S از شکل موج اغتشاشات مشخصه‌هایی استخراج می‌گردد. سپس بر اساس مقادیر این مشخصه‌ها، نوع اغتشاش تشخیص داده می‌شود. در [۹]، برای دسته‌بندی هشت دسته از اغتشاشات تکی (شامل کمبود ولتاژ، بیشبود ولتاژ، وقفه، فلیکر، گذرای نوسانی، هارمونیک، شکاف و اسپایک^۶) از روش تحلیل مؤلفه‌های متقارن^۷ استفاده شده است. گرچه این فعالیت‌ها دستاوردهای مفید و نتایج موفقیت‌آمیزی داشته‌اند، اما محدودیت‌هایی از قبیل تعداد محدود دسته‌های اغتشاش و همچنین ترکیب تنها دو نوع از اغتشاشات تکی را داشتند.

در این مقاله با به‌کارگیری تکنیک تحلیل مؤلفه‌های مستقل^۸ (ICA)، روشی جدید جهت تجزیه، شناسایی و دسته‌بندی اغتشاشات تکی و ترکیبی کیفیت توان پیشنهاد شده است که نوآوری آن نسبت به روش‌های قبلی، توانایی دسته‌بندی اغتشاشات ترکیبی با بیش از دو اغتشاش تکی در هر ترکیب (اغتشاشات سه‌تایی و چهارتایی)، ضمن تجزیه شکل‌موج اغتشاشات ترکیبی به مؤلفه‌های مستقلی که بیانگر منابع اصلی اغتشاش هستند، می‌باشد. در خصوص تخمین پارامترهای زمانی اغتشاشات کیفیت توان پژوهش‌هایی در [۱۰-۱۳] صورت گرفته است. در این فعالیت‌ها، زمان شروع و پایان تنها دو نوع اغتشاش کمبود ولتاژ و بیشبود ولتاژ تخمین زده می‌شود. اما هیچ‌کدام از آن‌ها قابلیت

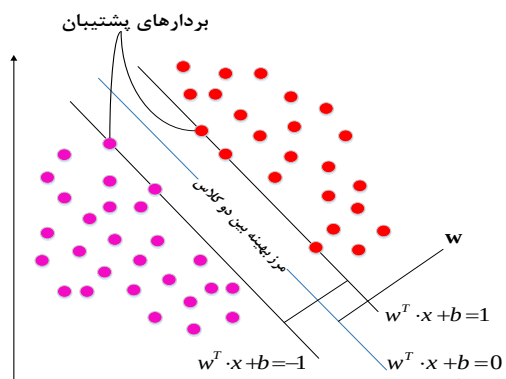
بردارها، مرز بهینه بین کلاس‌ها به دست می‌آید. مرز بهینه باید ماکزیم فاصله از نزدیک‌ترین نقطه داده در هر کلاس را داشته باشد [۱۹]. شکل ۳ (بر صفحه ۱۳) بهینه بین دو کلاس را توسط SVM نشان می‌دهد.



شکل ۱: عملکرد الگوریتم درخت تصمیم‌گیری در خصوص طبقه‌بندی سه دسته اغتشاش



شکل ۲: تعیین کلاس برای نمونه جدید توسط الگوریتم KNN



شکل ۳: مرز بهینه دو کلاس توسط ماشین بردار پشتیبان

۴- روش پیشنهادی بر مبنای مدل ICA

۴-۱- شناسایی و تخمین زمان وقوع اغتشاشات کیفیت توان طراحی روش پیشنهادی جهت شناسایی و تخمین زمان وقوع اغتشاشات کیفیت توان طی سه مرحله صورت می‌گیرد. مرحله نخست شامل یک فیلتر شکاف تطبیقی^{۱۴} (ANF) [۲۰] برای حذف مؤلفه اصلی سینوسی (در اینجا ۵۰ Hz) از سیگنال ولتاژ سیستم قدرت $v[n]$ می‌باشد. به این ترتیب، سیگنال باقی‌مانده پس از مرحله اول $e[n]$ حاوی

طوری که M تعداد نسخه‌های زمان-تأخیری^{۱۵} از سیگنال مشاهده‌شده است.

روش ICA به تعداد تأخیری که برای سیگنال مشاهده‌شده در نظر گرفته می‌شود، اجزای مستقل آن را تشخیص می‌دهد که هر کدام از این اجزای مستقل متناسب با هر کدام از منابعی هستند که با هم ترکیب شده و سیگنال مشاهده‌شده را نتیجه می‌دهند [۱۶].

۳- دسته‌بندی‌کننده

۳-۱- الگوریتم درخت تصمیم‌گیری

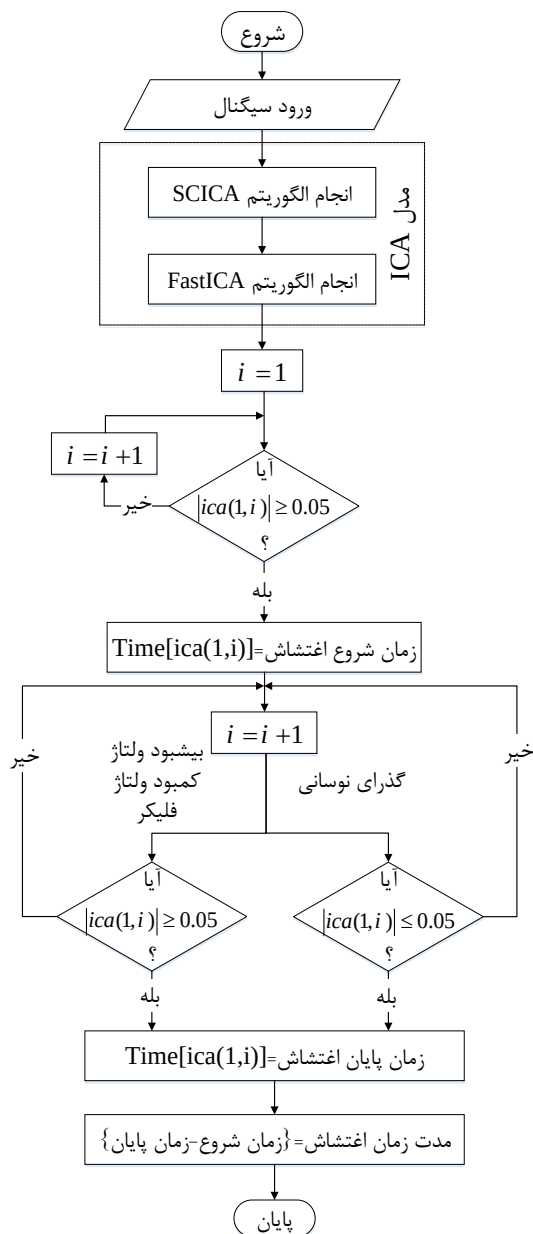
الگوریتم درخت تصمیم‌گیری یک درخت طبقه‌بندی‌کننده محسوب می‌شود که بر اساس تحلیل داده‌های ورودی در راستای پیدا کردن یک خصیصه (ویژگی) عمل می‌کند تا از آن برای تصمیم‌گیری در هر گره استفاده نماید. به علت اینکه در هر گره احتمال وجود ویژگی‌های مختلف به وجود خواهد آمد، تمام آن‌ها بررسی شده تا یک ویژگی از بین آن‌ها انتخاب شود به نحوی که انتخاب آن ویژگی باعث کاهش آنتروپی (بی‌نظمی) گردد. این روند بررسی تا رسیدن به آخرین گره ادامه می‌یابد [۱۷]. شکل ۱ عملکرد این الگوریتم را در خصوص طبقه‌بندی سه دسته اغتشاش با شش ویژگی شامل هارمونیک، شکاف و گذرای نوسانی نشان می‌دهد.

۳-۲- الگوریتم K نزدیک‌ترین همسایه (KNN)

الگوریتم KNN روشی برای دسته‌بندی داده‌ها است که بر پایه شباهت با داده‌هایی که توسط آن‌ها، دسته‌بندی‌کننده مورد آموزش قرار گرفته است، کار می‌کند. داده‌هایی که نزدیک به سایرین باشند، همسایه نامیده می‌شوند. هنگامی که یک مورد جدید (داده‌ی تست) پیدا می‌شود، فاصله‌اش از هر کدام از داده‌های آموزش دیده‌شده در مدل محاسبه می‌شود. این دسته‌بندی‌کننده، داده تست را نزدیک‌ترین همسایه که مشابه‌ترین مورد نیز به حساب می‌آید، افزای می‌کند و آن را داخل گروهی که شامل نزدیک‌ترین همسایه‌ها می‌باشد قرار می‌دهد [۱۸]. در این الگوریتم مقداری که برای پارامتر K در نظر گرفته می‌شود در تعیین کلاس نمونه جدید تأثیر به‌سزایی دارد. شکل ۲ نمونه‌ای را نشان می‌دهد که اگر مقدار K ، ۳ در نظر گرفته شود آنگاه کلاس عنصر جدید، متعلق به کلاس B خواهد بود و اگر K برابر با ۶ باشد، آنگاه عنصر جدید در کلاس A دسته‌بندی خواهد شد.

۳-۳- الگوریتم ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM)

الگوریتم SVM یکی از روش‌های یادگیری با نظارت است که از آن برای دسته‌بندی و رگرسیون استفاده می‌کنند. SVM درواقع یک دسته‌بندی‌کننده دودویی است که دو کلاس را با استفاده از یک مرز خطی از هم جدا می‌کند. در این روش با استفاده از یک الگوریتم بهینه‌سازی، نمونه‌هایی که مرز یک کلاس را تشکیل می‌دهند به دست می‌آید. این نمونه‌ها، بردار پشتیبان نام دارند. سپس با استفاده از این



شکل ۴: فلوچارت روش پیشنهادی جهت تخمین پارامترهای زمانی اغتشاشات تکی

در مرحله نخست (تجزیه سیگنال)، جهت تجزیه هرکدام از سیگنال‌ها توسط مدل ICA، با به‌کارگیری روش SCICA و با در نظر گرفتن یک تأخیر زمانی ($M = 2$) برای $e[n]$ مطابق با (۳) ماتریس تأخیریافته زمانی ($X[n] = [x[n], x[n-1]]$) تولید می‌شود. سپس با استفاده از الگوریتم FastICA مؤلفه‌ها مستقل هرکدام از سیگنال‌ها ($y_1[n], y_2[n]$) تخمین زده می‌شود.

مرحله بعد، استخراج ویژگی از هرکدام از سیگنال‌های تخمین‌زده‌شده (مؤلفه‌ها مستقل) می‌باشد. انتخاب ویژگی، مهم‌ترین مرحله در روند دسته‌بندی محسوب می‌شود. هرکدام از متغیرها نظیر میانگین، ماکزیمم، مینیمم، انحراف معیار، واریانس و ... می‌توانند به‌عنوان ویژگی از سیگنال موردنظر استخراج شوند. ویژگی‌هایی حائز

اطلاعاتی از اغتشاشات کیفیت توان است. در مرحله بعد روش SCICA مورد استفاده قرار می‌گیرد. در این مرحله با ایجاد تأخیر در سیگنال $e[n]$ مطابق با (۳)، ماتریس تأخیریافته زمانی $X[n]$ تولید می‌شود. در مرحله پایانی با بهره‌گیری از الگوریتم FastICA، مؤلفه‌های مستقل سیگنال مشاهده‌شده ($y_1[n], y_2[n], \dots, y_M[n]$) استخراج می‌گردد. تخمین هر منبع اغتشاش از رابطه زیر به دست می‌آید:

$$y_i[n] = w_i X[n] \quad (4)$$

در اینجا y_i بردار تخمین‌زده‌شده i ام، $X[n]$ ماتریس تأخیریافته زمانی متشکل از سیگنال $e[n]$ و w_i سطر i ام ماتریس جداکننده است. درنهایت، با بهره‌گیری از مؤلفه‌های مستقل استخراج‌شده می‌توان در خصوص تجزیه و تحلیل منابع اصلی اغتشاش، اقداماتی نظیر شناسایی، تخمین زمان شروع، زمان پایان و مدت زمان اغتشاشات، انجام داد. تخمین زمان وقوع اغتشاشات را می‌توان با توجه به فلوچارت ارائه‌شده در شکل ۴ به شرح زیر توصیف کرد:

شروع اغتشاشات کمبود ولتاژ، بیشبود ولتاژ، فلیکر و گذرای نوسانی، زمانی است که در دامنه مؤلفه مستقل تخمین‌زده‌شده با روش ICA جهش ناگهانی ظاهر شود. اما تخمین زمان پایان اغتشاشات به دو روش صورت می‌گیرد؛ اگر سیگنال مورد بررسی کمبود ولتاژ، بیشبود ولتاژ و یا فلیکر باشد، آنگاه پایان اغتشاش مورد نظر، زمانی است که مجدداً دامنه مؤلفه مستقل تخمین‌زده‌شده آن دچار پرش ناگهانی شود و اگر اغتشاش مورد بررسی گذرای نوسانی بود آنگاه پایان اغتشاش، زمانی است که اندازه دامنه ($|ica(1,i)|$) از یک مقدار آستانه (۰/۰۵) کوچک‌تر شود.

به‌منظور ارزیابی شباهت منابع تخمین‌زده‌شده به منابع اصلی اغتشاش در روش ICA، از معیار تفاوت طیفی^{۱۵} (S_d) استفاده می‌کنیم.

$$S_{d \text{ Source Signals}} = \sqrt{[s_2 - s_1] \cdot [s_2 - s_1]^T} \quad (5)$$

$$S_{d \text{ Estimated Signals}} = \sqrt{[y_i - y_j] \cdot [y_i - y_j]^T} \quad (6)$$

در اینجا s_1 و s_2 نرمالیزه‌شده بردارهای منابع اصلی اغتشاش و y_i و y_j نرمالیزه‌شده بردارهای منابع تخمین‌زده‌شده هستند. شکل ۵ بلوک دیاگرام روش پیشنهادی در خصوص شناسایی و تخمین زمان وقوع اغتشاشات تکی کیفیت توان را نشان داده شده است.

۴-۲- دسته‌بندی اغتشاشات کیفیت توان

با توجه به شکل ۶ می‌توان روش پیشنهادی را در خصوص دسته‌بندی اغتشاشات کیفیت توان به سه بلوک تقسیم کرد: (الف) تجزیه سیگنال، (ب) استخراج ویژگی و (ج) استفاده از دسته‌بندی کننده. قبل از اجرای مرحله نخست، ابتدا ماتریس سیگنال‌های اغتشاش V ساخته می‌شود. به هرکدام از سیگنال‌های ماتریس V ، سیگنال مشاهده‌شده می‌گویند که با عبور از فیلتر شکاف تطبیقی (ANF) مؤلفه اصلی سینوسی هرکدام از آن‌ها جدا می‌شود. سپس سیگنال باقی‌مانده $e[n]$ که حاوی اطلاعاتی از اغتشاشات کیفیت توان است در ورودی مرحله نخست قرار می‌گیرد.

انتخاب شده‌اند که بیش‌ترین تمایز بین انواع دسته‌های اغتشاش را دارا هستند.

مرحله نهایی، استفاده از دسته‌بندی‌کننده جهت دسته‌بندی انواع اغتشاشات کیفیت توان است. در این مرحله، از درخت تصمیم‌گیری به‌عنوان دسته‌بندی‌کننده استفاده می‌شود.

ایجاد درخت تصمیم طی دو مرحله صورت می‌گیرد:

- مرحله رشد و ایجاد درخت
- مرحله هرس کردن درخت

الگوریتم‌های مختلفی برای ایجاد درخت تصمیم وجود دارد که در این مقاله از الگوریتم C5.0 [۲۲] برای این منظور استفاده می‌شود. C5.0 جهت انتخاب بهترین شاخص تصمیم‌گیری در هر گره، برای تمامی حالات ممکن، حد‌آستانه در نظر می‌گیرد و برای آن حد آستانه، مقدار سودمندی اطلاعات را می‌سنجد و آن حد آستانه‌ای که دارای بیش‌ترین سودمندی اطلاعات باشد به‌عنوان شاخص تصمیم‌گیری برای آن گره در نظر می‌گیرد. بنابراین درخت تصمیم با دسته‌بندی داده‌ها از سمت ریشه به‌سمت پایین رشد می‌کند و درنهایت به گره‌های برگ می‌رسد. در ادامه به‌منظور هرس کردن درخت، گره‌هایی را که باعث افزایش دقت دسته‌بندی نمی‌شوند، حذف می‌گردند.

اهمیت هستند که بیش‌ترین تمایز بین دسته‌ها را داشته باشند تا دسته‌بندی‌کننده با استفاده از آن‌ها بتواند بهترین عملکرد را از خود نشان دهد. در این مقاله ویژگی‌های انتخاب‌شده برای استخراج از مؤلفه‌های تجزیه‌شده عبارت‌اند از: (الف) میانگین f_{ai} ، (ب) ماکزیمم f_{bi} و (ج) نسبت تفکیک فیشر f_{ci} [۲۱]

$$f_{ai} = \left| \frac{\sum_{i=1}^N \text{Normalized}(y_i[n])}{N} \right| \quad (۷)$$

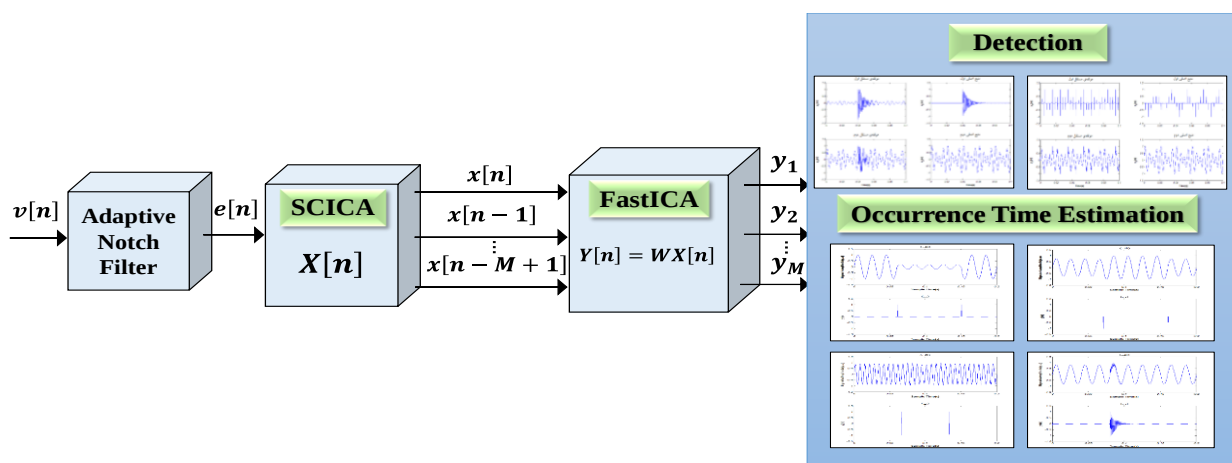
در اینجا $\text{Normalized}(y_i[n])$ بردار نرمالیزه‌شده هرکدام از مؤلفه‌های مستقل می‌باشد.

$$f_{bi} = \text{Max}(|y_i[n]|) \quad (۸)$$

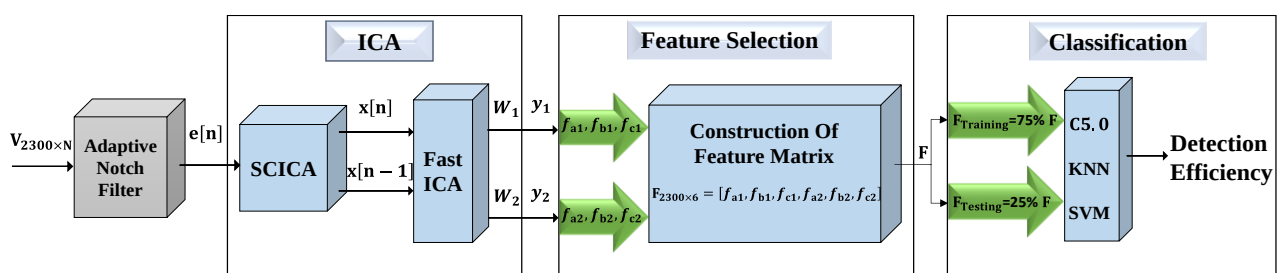
در اینجا $\text{Max}(|y_i[n]|)$ ماکزیمم مقدار عددی هرکدام از مؤلفه‌های مستقل می‌باشد.

$$f_{ci} = \frac{(m_{\text{normal}} - m_{\text{abnormal}})^2}{(\text{var}_{\text{normal}} + \text{var}_{\text{abnormal}})} \quad (۹)$$

در اینجا m_{normal} و $\text{var}_{\text{normal}}$ به‌ترتیب میانگین و واریانس سیگنال بدون اغتشاش (مؤلفه اصلی سینوسی 50Hz) و m_{abnormal} و $\text{var}_{\text{abnormal}}$ به‌ترتیب میانگین و واریانس سیگنال اغتشاش با به‌عبارتی هرکدام از مؤلفه‌های مستقل تخمین‌زده‌شده هستند. این ویژگی‌ها با توجه به شکل موج سیگنال‌های تخمین‌زده‌شده (مؤلفه‌های مستقل)



شکل ۵: بلوک دیاگرام روش پیشنهادی در خصوص شناسایی و تخمین زمان وقوع اغتشاشات کیفیت توان

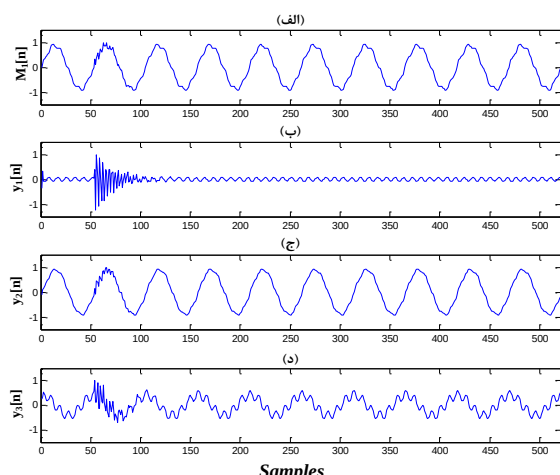


شکل ۶: بلوک دیاگرام روش پیشنهادی در خصوص دسته‌بندی اغتشاشات کیفیت توان

۵- شبیه‌سازی و نتایج

۵-۱- تولید داده

نشان می‌دهد. از سه سیگنال تخمین‌زده‌شده ($y_1[n]$ ، $y_2[n]$ و $y_3[n]$) برای هر دسته از اغتشاشات ترکیبی (M_1 ، M_2 ، ...، M_7)، دو مؤلفه بیانگر دو اغتشاش تکی تشکیل‌دهنده اغتشاش ترکیبی و مؤلفه دیگر حاوی اطلاعاتی از سیگنال ترکیبی می‌باشد. به‌طورمثال شکل ۸، سیگنال هارمونیک و گذرای نوسانی (M_1) به‌همراه سیگنال‌های تخمین‌زده‌شده از این ترکیب را نشان می‌دهد که مؤلفه‌های $y_1[n]$ و $y_3[n]$ به‌ترتیب بیانگر گذرای نوسانی و هارمونیک می‌باشند. $y_2[n]$ نیز حاوی اطلاعاتی از سیگنال ترکیبی هارمونیک و گذرای نوسانی (M_1) است.



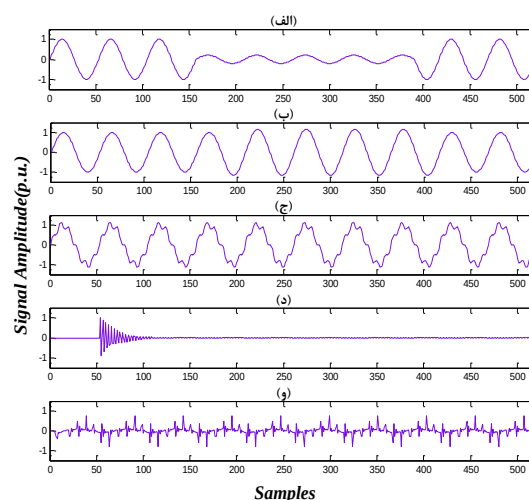
شکل ۸: اغتشاش ترکیبی M_1 به‌همراه مؤلفه‌های مستقل تخمین‌زده‌شده؛ (الف) سیگنال هارمونیک با گذرای نوسانی، (ب) مؤلفه مستقل اول، (ج) مؤلفه مستقل دوم و (د) مؤلفه مستقل سوم

به‌منظور بررسی کیفیت منابع تخمین‌زده‌شده از نظر شباهت به منابع اصلی اغتشاش، جدول ۱ با استفاده از (۵) و (۶)، تفاوت طیفی (S_d) بین دو سیگنال اصلی ($s_1[n]$ و $s_2[n]$) هر دسته از اغتشاشات ترکیبی و دو سیگنال تخمین‌زده‌شده‌ای که بیانگر دو سیگنال اصلی اغتشاشات هستند ($y_i[n]$ و $y_j[n]$) را نشان می‌دهد. بهترین عملکرد روش پیشنهادی مربوط به تجزیه اغتشاش ترکیبی کمبود ولتاژ و گذرای نوسانی (M_2) با دقت ۹۷/۳ درصد است.

جدول ۱: تفاوت طیفی بین منابع اصلی و تخمین‌زده‌شده اغتشاش با استفاده از روش ICA

دقت تجزیه منابع اغتشاش (%)	تفاوت طیفی منابع اغتشاش (S_d)		اغتشاشات ترکیبی	
	تخمین‌زده‌شده	اصلی		
۹۶/۳	۰/۱۵۷	۰/۱۶۳	هارمونیک+گذرای نوسانی	M_1
۹۷/۳	۰/۱۴۷	۰/۱۵۱	کمبود ولتاژ+گذرای نوسانی	M_2
۹۶/۹	۰/۱۲۸	۰/۱۳۲	بیشبود ولتاژ+گذرای نوسانی	M_3
۹۵/۶	۰/۱۷۲	۰/۱۸۰	هارمونیک+شکاف	M_4
۹۶/۸	۰/۱۵۲	۰/۱۵۷	کمبود ولتاژ+شکاف	M_5
۹۵/۱	۰/۱۷۶	۰/۱۸۵	بیشبود ولتاژ+شکاف	M_6
۹۳	۰/۱۸۶	۰/۲۰۰	گذرای نوسانی+شکاف	M_7

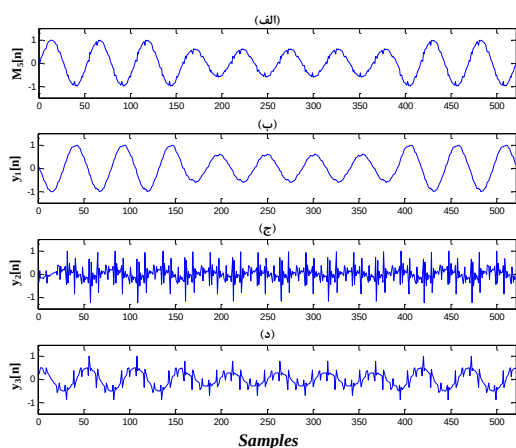
تولید اغتشاشات کیفیت توان با توجه به مدل‌های ارائه‌شده در [۲۳] و با مقداردی تصادفی پارامترهای کنترلی موجود در این مدل‌ها، با استفاده از نرم‌افزار MATLAB صورت گرفته است. این مدل‌ها بیانگر روابط ریاضی تطبیق‌یافته با انواع اغتشاشات موجود در سیستم توزیع است. از آنجایی‌که طیف فرکانسی سیگنال‌های گذرای نوسانی در این مقاله زیر ۵ kHz (فرکانس پایین) می‌باشد، لذا با توجه به قضیه نایکوئیست، فرکانس نمونه‌برداری ۱۲/۸ kHz انتخاب شده است. بدیهی است برای شناسایی گذرای نوسانی فرکانس متوسط به بالا نرخ نمونه برداری حداقل بایستی دو برابر طیف فرکانسی مربوطه را پوشش دهد. تولید داده طی سه بخش انجام می‌شود که بخش اول شامل ۷ نمونه اغتشاش ترکیبی جهت شناسایی اغتشاشات، بخش دوم، ۴ نمونه اغتشاش تکی شامل کمبود ولتاژ، بیشبود ولتاژ، فلیکر و گذرای نوسانی جهت تخمین زمان وقوع اغتشاشات و بخش سوم شامل ۲۳ دسته اغتشاش تکی و ترکیبی (هر دسته شامل ۱۰۰ سیگنال) جهت دسته‌بندی اغتشاشات می‌باشد. در شکل ۷ سیگنال‌های کمبود ولتاژ، بیشبود ولتاژ و هارمونیک همراه با مؤلفه اصلی سینوسی و همچنین سیگنال‌های گذرای نوسانی و شکاف، بدون مؤلفه اصلی سینوسی نشان داده شده‌اند.



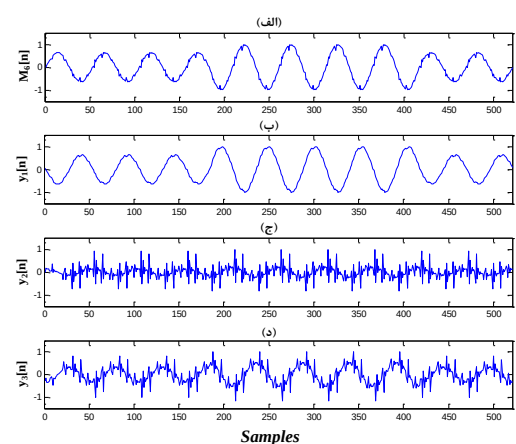
شکل ۷: اغتشاشات تکی کیفیت توان؛ (الف) کمبود ولتاژ، (ب) بیشبود ولتاژ، (ج) هارمونیک، (د) گذرای نوسانی و (ه) شکاف

۵-۲- شناسایی اغتشاشات ترکیبی کیفیت توان

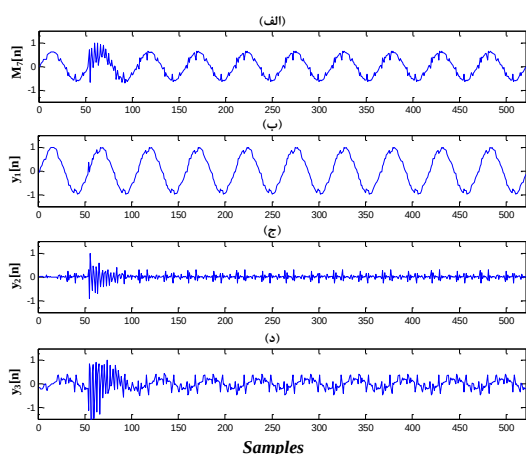
در این قسمت، از تکنیک ICA به‌منظور تجزیه و شناسایی ۷ نمونه از اغتشاشات ترکیبی که در قسمت ۵-۱ تولید شده بود، استفاده می‌شود. با به‌کارگیری روش پیشنهادی، هر کدام از سیگنال‌های ترکیبی، به‌عنوان سیگنال مشاهده‌شده توسط (۳) و با در نظر گرفتن دو ($M = 3$) تأخیر زمانی از آن، تجزیه می‌شوند. شکل ۸ تا ۱۴ هر کدام از سیگنال‌های ترکیبی به‌همراه مؤلفه‌های مستقل تجزیه‌شده توسط روش ارائه‌شده را



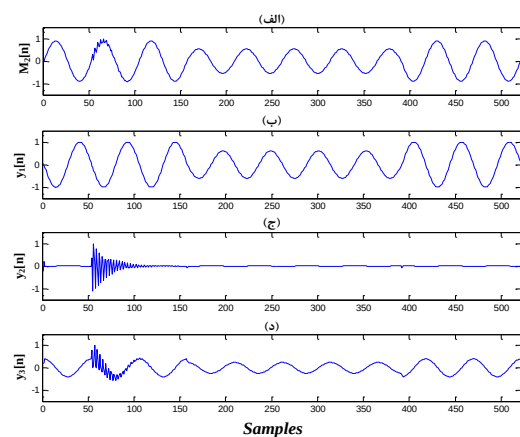
شکل ۱۲: اغتشاش ترکیبی M_5 به همراه مؤلفه‌های مستقل تخمین زده شده: (الف) سیگنال کمبود ولتاژ با شکاف، (ب) مؤلفه مستقل اول، (ج) مؤلفه مستقل دوم و (د) مؤلفه مستقل سوم



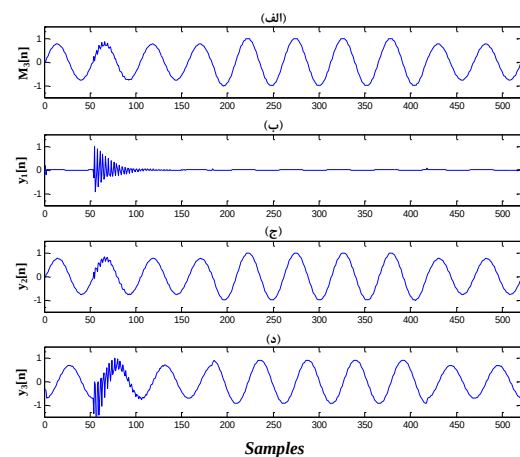
شکل ۱۳: اغتشاش ترکیبی M_6 به همراه مؤلفه‌های مستقل تخمین زده شده: (الف) سیگنال بیشبود ولتاژ با شکاف، (ب) مؤلفه مستقل اول، (ج) مؤلفه مستقل دوم و (د) مؤلفه مستقل سوم



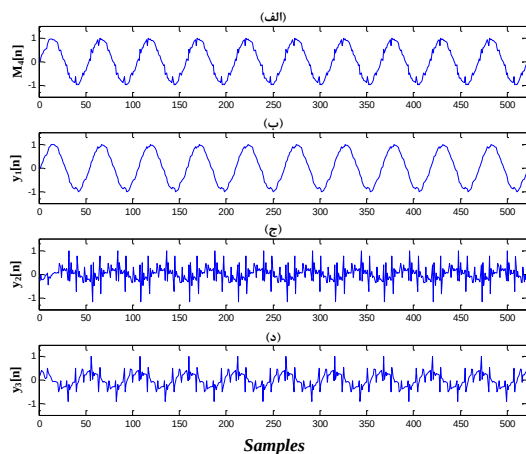
شکل ۱۴: اغتشاش ترکیبی M_7 به همراه مؤلفه‌های مستقل تخمین زده شده: (الف) سیگنال شکاف با گذرای نوسانی، (ب) مؤلفه مستقل اول، (ج) مؤلفه مستقل دوم و (د) مؤلفه مستقل سوم



شکل ۹: اغتشاش ترکیبی M_2 به همراه مؤلفه‌های مستقل تخمین زده شده: (الف) سیگنال کمبود ولتاژ با گذرای نوسانی، (ب) مؤلفه مستقل اول، (ج) مؤلفه مستقل دوم و (د) مؤلفه مستقل سوم



شکل ۱۰: اغتشاش ترکیبی M_3 به همراه مؤلفه‌های مستقل تخمین زده شده: (الف) سیگنال بیشبود ولتاژ با گذرای نوسانی، (ب) مؤلفه مستقل اول، (ج) مؤلفه مستقل دوم و (د) مؤلفه مستقل سوم

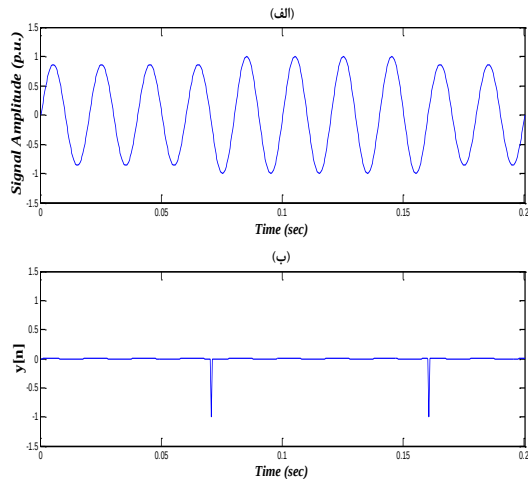


شکل ۱۱: اغتشاش ترکیبی M_4 به همراه مؤلفه‌های مستقل تخمین زده شده: (الف) سیگنال هارمونیک با شکاف، (ب) مؤلفه مستقل اول، (ج) مؤلفه مستقل دوم و (د) مؤلفه مستقل سوم

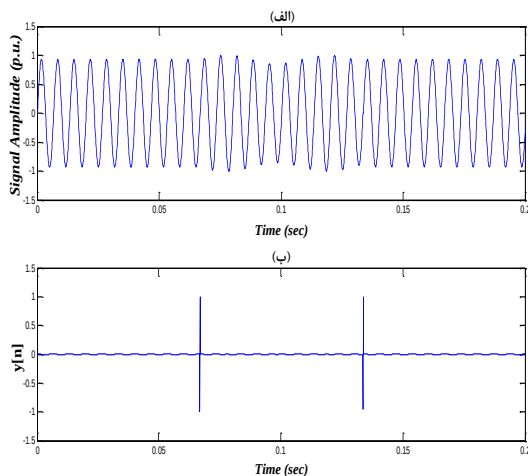
۵-۳- تخمین زمان وقوع اغتشاشات تکی کیفیت توان

در این بخش با بهره‌گیری از روش پیشنهادی، زمان شروع و پایان ۴ نمونه از اغتشاشات تکی شامل کمبود ولتاژ، بیشبود ولتاژ، فلیکر و گذرای نوسانی تخمین‌زده می‌شود. برای این منظور با عبور هرکدام از سیگنال‌های اغتشاش از فیلتر شکاف تطبیقی (ANF)، مؤلفه اصلی سینوسی از سیگنال جدا می‌شود. باقی‌مانده سیگنال ($e[n]$) که بیانگر اغتشاش است با استفاده از روش SCICA و با در نظر گرفتن یک تأخیر زمانی ($M = 2$) در ورودی الگوریتم FastICA قرار گرفته و دو سیگنال که معرف مؤلفه‌های مستقل سیگنال اغتشاش می‌باشد، استخراج می‌گردد. یکی از این مؤلفه‌ها ($y[n]$)، زمان شروع و پایان هرکدام از اغتشاشات را با تغییرات محسوس دامنه خود که روند آن در بخش روش پیشنهادی ارائه شد، به‌خوبی نشان می‌دهد.

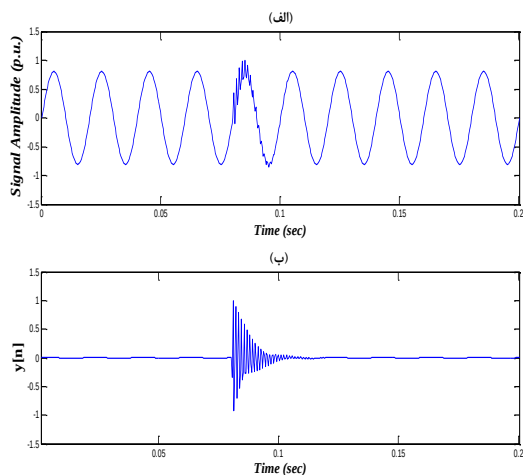
جدول ۲ پارامترهای واقعی و محاسبه‌شده در خصوص زمان وقوع و خاتمه و بازه اغتشاشات تکی با استفاده از روش ارائه‌شده را نشان می‌دهد. شکل ۱۵ سیگنال کمبود ولتاژ و مؤلفه مستقل تجزیه‌شده آن، با استفاده از روش پیشنهادی را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، زمان‌های شروع و اتمام اغتشاش به‌خوبی آشکار شده است. برای این نمونه، زمان وقوع و خاتمه به‌ترتیب $0.062/0$ و $0.150/0$ ثانیه است و روش پیشنهادی زمان‌های $0.066/0$ و $0.154/0$ ثانیه را آشکار می‌کند که با تقریب خوبی قابل قبول است. طول واقعی و محاسبه‌شده بازه اغتشاش برابر با $0.0898/0$ ثانیه است که دقت 1.0% را در محاسبه طول اغتشاش نشان می‌دهد. به همین ترتیب در شکل ۱۶ تا ۱۸ سیگنال بیشبود ولتاژ، فلیکر و گذرای نوسانی به‌همراه مؤلفه مستقل تجزیه‌شده با استفاده از روش پیشنهادی نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، روش پیشنهادی عملکرد مناسبی در تخمین پارامترهای زمانی مورد نظر دارد.



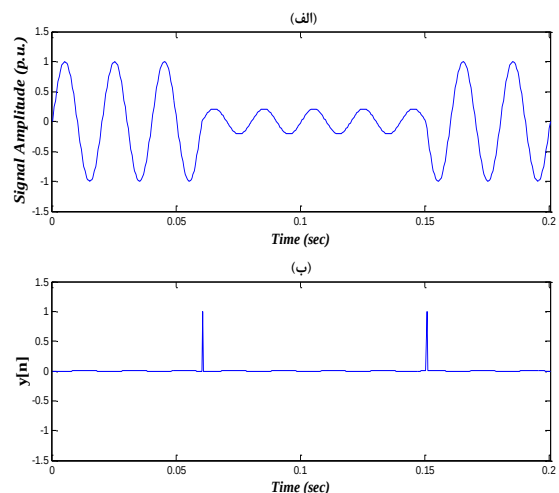
شکل ۱۶: اغتشاش تکی به‌همراه مؤلفه مستقل تخمین‌زده‌شده مبتنی بر روش ICA: (الف) سیگنال بیشبود ولتاژ و (ب) مؤلفه مستقل



شکل ۱۷: اغتشاش تکی به‌همراه مؤلفه مستقل تخمین‌زده‌شده مبتنی بر روش ICA: (الف) سیگنال فلیکر و (ب) مؤلفه مستقل



شکل ۱۸: اغتشاش تکی به‌همراه مؤلفه مستقل تخمین‌زده‌شده مبتنی بر روش ICA: (الف) سیگنال گذرای نوسانی و (ب) مؤلفه مستقل



شکل ۱۵: اغتشاش تکی به‌همراه مؤلفه مستقل تخمین‌زده‌شده مبتنی بر روش ICA: (الف) سیگنال کمبود ولتاژ و (ب) مؤلفه مستقل

جدول ۳: دقت تشخیص (درصد طبقه‌بندی) اغتشاشات کیفیت توان

دقت دسته‌بندی کننده (%)			اغتشاشات کیفیت توان	
C5.0	KNN	SVM		
۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	فلیکر	C1
۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	هارمونیک	C2
۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	گذرای ضربه‌ای	C3
۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	کمبود ولتاژ	C4
۹۹	۱۰۰	۱۰۰	گذرای نوسانی	C5
۱۰۰	۹۸	۹۲	هارمونیک+گذرای ضربه‌ای	C6
۹۹	۱۰۰	۱۰۰	هارمونیک+فلیکر	C7
۹۹	۸۶	۹۲	هارمونیک+کمبود ولتاژ	C8
۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	شکاف+فلیکر	C9
۱۰۰	۹۸	۱۰۰	شکاف+گذرای ضربه‌ای	C10
۹۸	۹۸	۷۹	شکاف+وقفه	C11
۹۹	۹۵	۸۰	گذرای نوسانی+کمبود ولتاژ	C12
۹۹	۸۷	۹۸	هارمونیک+گذرای ضربه‌ای+کمبود ولتاژ	C13
۹۸	۹۱	۹۶	هارمونیک+فلیکر+کمبود ولتاژ	C15
۹۸	۸۴	۷۳	فلیکر+شکاف+کمبود ولتاژ	C16
۹۴	۸۸	۹۰	گذرای ضربه‌ای+شکاف+کمبود ولتاژ	C17
۹۹	۹۷	۹۴	وقفه+شکاف+کمبود ولتاژ	C18
۹۹	۹۷	۸۵	هارمونیک+شکاف+فلیکر	C19
۹۸	۹۲	۸۳	گذرای ضربه‌ای+شکاف+نوسانی	C20
۹۹	۷۸	۹۶	هارمونیک+گذرای ضربه‌ای+کمبود ولتاژ+فلیکر	C20
۹۳	۷۳	۵۵	هارمونیک+گذرای نوسانی+وقفه+شکاف	C21
۹۹	۸۱	۵۳	فلیکر+شکاف+گذرای ضربه‌ای+هارمونیک	C22
۹۹	۸۷	۶۹	گذرای ضربه‌ای+شکاف+وقفه+هارمونیک	C23
۹۸/۶۵۲	۹/۶۰۹	۸۸/۴۶۸	دقت کلی	

۵-۵- پیاده‌سازی عملی

به‌منظور ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی روی داده‌های واقعی، توسط دستگاه تحلیل کیفیت توان Mavowatt70، نمونه‌های ولتاژ و جریان از قسمت‌های مختلف مجتمع معدنی و صنعتی گل‌گهر سیرجان با فرکانس نمونه‌برداری $12/8 kHz$ اندازه‌گیری شد.

چهار دسته اغتشاشات ترکیبی از سیگنال‌های ضبط‌شده استخراج گردید و با استفاده از روش پیشنهادی مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت. شکل ۱۹ تا ۲۲ هرکدام از این سیگنال‌های ترکیبی به همراه مؤلفه‌های مستقل تجزیه‌شده توسط روش پیشنهادی را نشان می‌دهد. از سه سیگنال تخمین‌زده‌شده $(y_1[n], y_2[n], y_3[n])$ برای هر دسته از اغتشاشات ترکیبی (M_1, M_2, M_3, M_4) ، دو مؤلفه بیانگر دو اغتشاش ترکیبی تشکیل‌دهنده اغتشاش ترکیبی و مؤلفه دیگر حاوی اطلاعاتی از سیگنال ترکیبی است.

جدول ۲: پارامترهای مربوط به زمان وقوع اغتشاشات تکی با استفاده

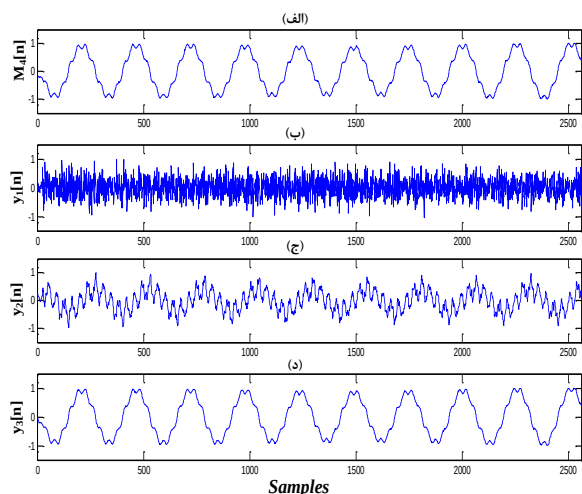
از روش ICA

اغتشاشات کیفیت توان	واقعی / محاسبه‌شده (ثانیه)			دقت (%) تخمین مدت زمان اغتشاش
	زمان شروع	زمان پایان	مدت زمان اغتشاش	
کمبود ولتاژ	۰/۰۶۰۶/۰/۰۶۰۲	۰/۱۵۰۴/۰/۱۵۰۰	۰/۰۸۹۸/۰/۰۸۹۸	۱۰۰
بیشبود ولتاژ	۰/۰۷۰۶/۰/۰۷۰۲	۰/۱۶۰۴/۰/۱۶۰۰	۰/۰۸۹۸/۰/۰۸۹۸	۱۰۰
فلیکر	۰/۰۶۶۶/۰/۰۶۶۶	۰/۱۳۳۴/۰/۱۳۳۳	۰/۰۶۶۷/۰/۰۶۶۷	۱۰۰
گذرای نوسانی	۰/۰۸۰۶/۰/۰۸۰۲	۰/۰۹۵۹/۰/۰۹۵۲	۰/۰۱۵۳/۰/۰۱۵۰	۹۸/۶۶

۵-۴- دسته‌بندی اغتشاشات کیفیت توان

در این قسمت مطابق با بلوک دیاگرام روش پیشنهادی در خصوص دسته‌بندی اغتشاشات کیفیت توان، تعداد ۲۳ دسته اغتشاش تکی و ترکیبی توسط دسته‌بندی‌کننده درخت تصمیم‌گیری مورد آموزش و آزمایش قرار می‌گیرد.

شکل موج هرکدام از اغتشاشات با فرکانس نمونه‌برداری $12/8 kHz$ طی ۱۰ سیکل تولید شده است (به‌ازای هرکدام از اغتشاشات ۱۰۰ سیگنال با نرخ ۲۵۶ نمونه در هر سیکل). هرکدام از شکل موج‌ها پس از جداسازی مؤلفه اصلی سینوسی توسط فیلتر شکاف تطبیقی، با استفاده از مدل ICA تجزیه می‌شوند. مدل ICA، مؤلفه‌های مستقل هرکدام از سیگنال‌ها را تخمین می‌زند. مرحله بعد، استخراج ویژگی از هرکدام از مؤلفه‌های تخمین‌زده‌شده (دو مؤلفه به‌ازای هر سیگنال خطا) است. در این مرحله سه ویژگی میانگین، ماکزیمم و نسبت تفکیک فشر از هر کدام از سیگنال‌ها، استخراج می‌گردد. بنابراین به‌ازای هر سیگنال خطا، بردار ویژگی ۶ بُعدی تشکیل می‌شود. نهایتاً ماتریس ویژگی 100×6 بُعدی برای هرکدام از اغتشاشات ساخته می‌شود. در مرحله آخر، از درخت تصمیم (C5.0) جهت دسته‌بندی اغتشاشات کیفیت توان استفاده می‌شود. ۷۵٪ بردارهای ماتریس ویژگی هر دسته از اغتشاشات جهت آموزش و ۲۵٪ مابقی برای آزمایش دسته‌بندی‌کننده مورد استفاده قرار می‌گیرد. جهت ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی مبتنی بر مدل ICA، الگوریتم C5.0 با دو الگوریتم KNN و SVM مورد مقایسه قرار می‌گیرد. جدول ۳ دقت تشخیص (درصد طبقه‌بندی) هر دسته از اغتشاشات را توسط سه الگوریتم C5.0، KNN و SVM نشان می‌دهد. با توجه مقادیر جدول، روش پیشنهادی توسط مدل ICA و الگوریتم C5.0 با دقت تشخیص کلی ۹۸/۶۵۲ درصد، بهترین عملکرد را در خصوص دسته‌بندی اغتشاشات از خود نشان می‌دهد.



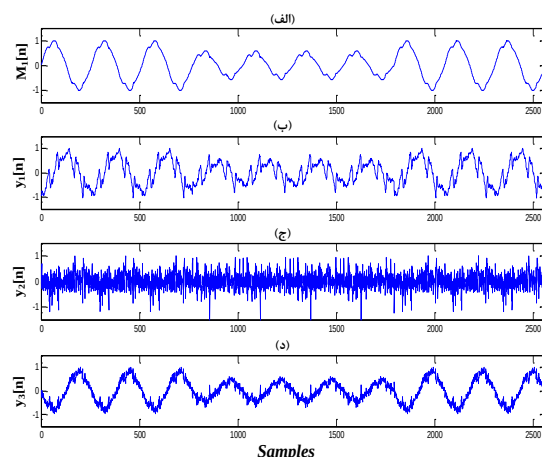
شکل ۲۲: اغتشاش ترکیبی M_4 به همراه مؤلفه‌های مستقل تخمین زده شده؛ (الف) سیگنال هارمونیک با فلیکر، (ب) مؤلفه مستقل اول، (ج) مؤلفه مستقل دوم و (د) مؤلفه مستقل سوم

به منظور ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی در تخمین زمان وقوع اغتشاشات روی داده‌های واقعی، چهار نوع از اغتشاشات تکی ضبط شده، شامل کمبود ولتاژ، بیشبود ولتاژ، فلیکر و گذرای نوسانی مورد بررسی قرار گرفت. جدول ۴ پارامترهای واقعی و محاسبه شده در خصوص زمان وقوع و خاتمه و بازه این اغتشاشات را با استفاده از روش ارائه شده نشان می‌دهد. در شکل ۲۳ تا ۲۶ هر کدام از این اغتشاشات به همراه مؤلفه مستقل تجزیه شده با استفاده از روش پیشنهادی نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، روش پیشنهادی در تخمین پارامترهای زمانی مورد نظر روی داده‌های واقعی نیز عملکرد مناسبی دارد.

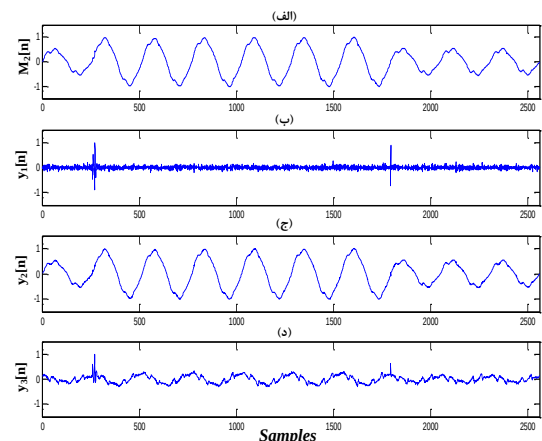
جدول ۴: پارامترهای مربوط به زمان وقوع اغتشاشات تکی

(سیگنال‌های واقعی) با استفاده از روش ICA

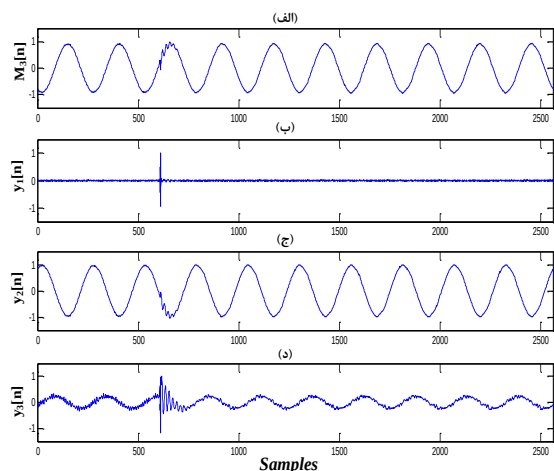
دقت (%) تخمین مدت زمان اغتشاش	واقعی / محاسبه شده (ثانیه)			اغتشاشات کیفیت توان
	مدت زمان اغتشاش	زمان پایان	زمان شروع	
۹۹/۷۴	۰/۰۷۸۶ / ۰/۰۷۸۸	۰/۱۴۰۳ / ۰/۱۴۰۱	۰/۰۶۱۷ / ۰/۰۶۱۳	کمبود ولتاژ
۹۹/۷۵	۰/۰۴۰۵ / ۰/۰۴۰۴	۰/۱۲۰۹ / ۰/۱۲۰۵	۰/۰۸۰۴ / ۰/۰۸۰۱	بیشبود ولتاژ
۹۹/۷۱	۰/۱۰۳۱ / ۰/۱۰۳۴	۰/۱۴۵۴ / ۰/۱۴۵۳	۰/۰۴۲۳ / ۰/۰۴۱۹	فلیکر
۹۸/۰۲	۰/۰۲۵۳ / ۰/۰۲۴۸	۰/۰۶۵۹ / ۰/۰۶۵۱	۰/۰۴۰۶ / ۰/۰۴۰۳	گذرای نوسانی



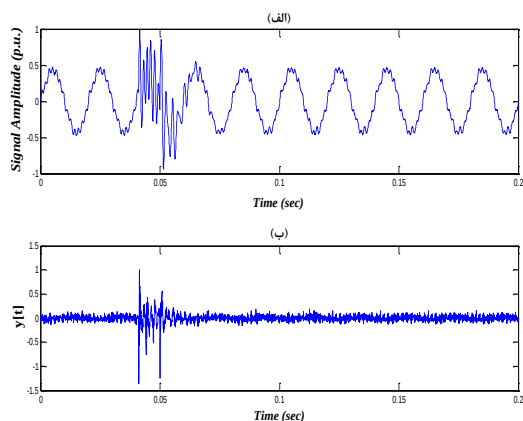
شکل ۱۹: اغتشاش ترکیبی M_1 به همراه مؤلفه‌های مستقل تخمین زده شده؛ (الف) سیگنال هارمونیک با کمبود ولتاژ، (ب) مؤلفه مستقل اول، (ج) مؤلفه مستقل دوم و (د) مؤلفه مستقل سوم



شکل ۲۰: اغتشاش ترکیبی M_2 به همراه مؤلفه‌های مستقل تخمین زده شده؛ (الف) سیگنال هارمونیک با بیشبود ولتاژ، (ب) مؤلفه مستقل اول، (ج) مؤلفه مستقل دوم و (د) مؤلفه مستقل سوم



شکل ۲۱: اغتشاش ترکیبی M_3 به همراه مؤلفه‌های مستقل تخمین زده شده؛ (الف) سیگنال هارمونیک با گذرای نوسانی، (ب) مؤلفه مستقل اول، (ج) مؤلفه مستقل دوم و (د) مؤلفه مستقل سوم



شکل ۲۶: اغتشاش تکی به همراه مؤلفه مستقل تخمین زده شده مبتنی بر روش ICA؛ (الف) سیگنال گذرای نوسانی و (ب) مؤلفه مستقل

به منظور ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی در خصوص دسته‌بندی اغتشاشات کیفیت توان روی داده‌های واقعی، ۸۵ سیگنال از اغتشاشات ضبط شده در قالب پنج دسته‌ی ۱۷ تایی شامل هارمونیک، فلیکر، شکاف، گذرای نوسانی و هارمونیک با فلیکر مورد ارزیابی قرار گرفت. جدول ۵ نتایج نهایی حاصل از دسته‌بندی این سیگنال‌ها را نشان می‌دهد.

جدول ۵: دقت نهایی دسته‌بندی اغتشاشات واقعی کیفیت توان

دقت نهایی دسته‌بندی کننده روی سیگنال‌های واقعی اغتشاش (%)		
C5.0	KNN	SVM
۹۴/۱۱۸	۹۰/۵۸۸	۸۹/۴۱۲

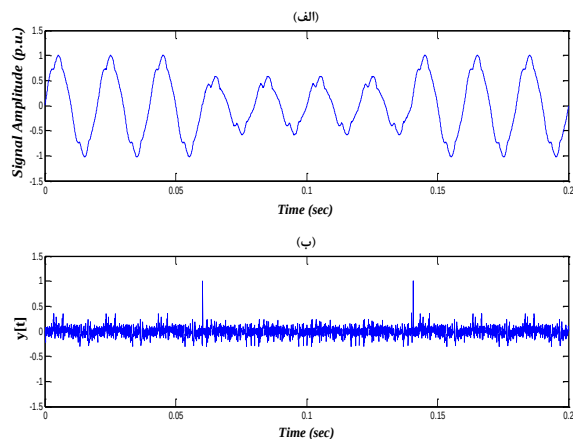
۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله جهت تجزیه، شناسایی و دسته‌بندی اغتشاشات تکی و ترکیبی کیفیت توان از روشی آماری موسوم به تحلیل مؤلفه‌های مستقل (ICA) استفاده شد. روش پیشنهادی جهت شناسایی، تخمین زمان وقوع و دسته‌بندی اغتشاشات تکی و ترکیبی روی داده‌های شبیه‌سازی شده و واقعی مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج حاصل از شبیه‌سازی‌ها در خصوص دقت تجزیه اغتشاشات ترکیبی (بالای ۹۳٪) و تخمین زمان وقوع اغتشاشات تکی مطرح شده، کاربردی بودن و دقت بالای روش ارائه شده را نشان می‌دهد.

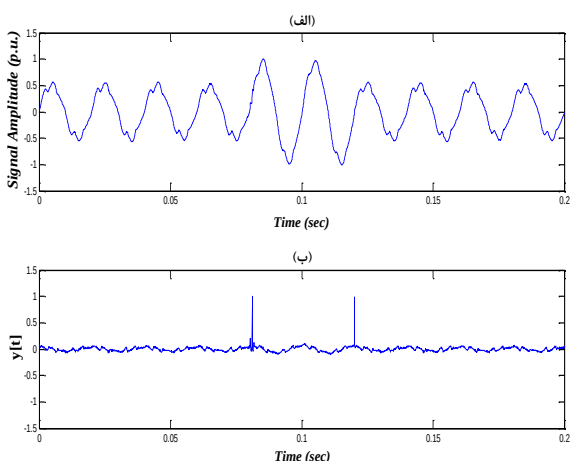
روش پیشنهادی جهت دسته‌بندی اغتشاشات کیفیت توان نسبت به سایر روش‌های ارائه شده در این زمینه دو برتری دارد؛

- تعداد دسته‌های بیش‌تر برای دسته‌بندی (۲۳ دسته اغتشاش تکی و ترکیبی)
- توانایی دسته‌بندی اغتشاشات ترکیبی با بیش از دو اغتشاش تکی (اغتشاشات سه‌تایی و چهارتایی) در هر ترکیب.

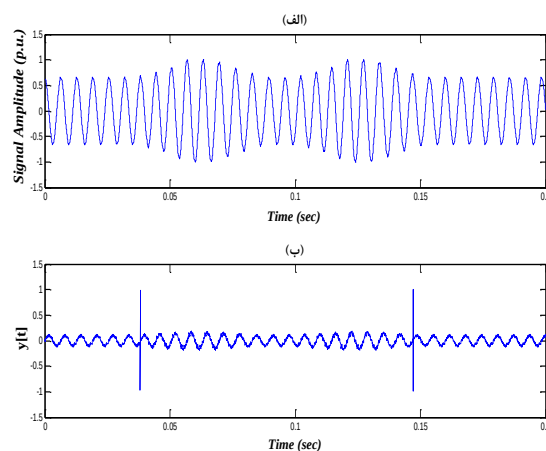
با توجه به نتایج حاصل از دسته‌بندی اغتشاشات کیفیت توان، روش پیشنهادی مبتنی بر مدل ICA و الگوریتم درخت تصمیم‌گیری C5.0 با



شکل ۲۷: اغتشاش تکی به همراه مؤلفه مستقل تخمین زده شده مبتنی بر روش ICA؛ (الف) سیگنال کمبود ولتاژ و (ب) مؤلفه مستقل



شکل ۲۸: اغتشاش تکی به همراه مؤلفه مستقل تخمین زده شده مبتنی بر روش ICA؛ (الف) سیگنال بیشبود ولتاژ و (ب) مؤلفه مستقل



شکل ۲۹: اغتشاش تکی به همراه مؤلفه مستقل تخمین زده شده مبتنی بر روش ICA؛ (الف) سیگنال فلیکر و (ب) مؤلفه مستقل

- (IJRREST), vol. 5, no. 2, pp. 30–34, 2016.
- [12] G. R. S. Reddy and E. Chancellor, "Empirical Wavelet Transform Based Approach for Extraction of Fundamental Component and Estimation of Time Varying Power Quality Indices in Power Quality Disturbances," *International Journal of Signal Processing*, vol. 9, no. 11, pp. 161–180, 2016.
- [13] Singh, Sameer, Bhavna Jain and Shailendra Jain. "Wavelet Based Real-Time Power Quality Monitoring," *Electrical and Computer Engineering (CCECE)*, 2016 IEEE Canadian Conference on. IEEE, 2016.
- [14] H. Oja and K. Nordhausen, "Independent component analysis," *Encycl. Environmetrics*, 2001.
- [15] F. Karimzadeh, S. Esmaceli and S. H. Hosseinian, "A novel method for noninvasive estimation of utility harmonic impedance based on complex independent component analysis," *IEEE Trans. Power Deliv.*, vol. 30, no. 4, pp. 1843–1852, 2015.
- [16] D. D. Ferreira, J. M. de Seixas and A. S. Cerqueira, "A method based on independent component analysis for single and multiple power quality disturbance classification," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 119, pp. 425–431, 2015.
- [17] F. A. S. Borges, R. A. S. Fernandes, I. N. Silva and C. B. S. Silva, "Feature Extraction and Power Quality Disturbances Classification Using Smart Meters Signals," *IEEE Trans. Ind. Informatics*, vol. 12, no. 2, pp. 824–833, 2016.
- [18] N. Verbiest, C. Cornelis and R. Jensen, "Fuzzy rough positive region based nearest neighbour classification," *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, pp. 1–7, 2012.
- [19] S. Naderian and A. Salemnia, "Detection and classification of power-quality events using discrete Gabor transform and Support Vector Machine," *Power Electronics in Drives Systems & Technologies Conference (PEDSTC)*, vol. 6, pp. 544–549, 2015.
- [۲۰] احمدرضا جنابزاده و محسن مجیری، «بهبود عملکرد فیلتر شکافدار وقتی در تخمین فرکانس سیگنال‌های تناوبی»، *مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز*، دوره ۴۵، شماره ۱، صفحات ۹–۱۱، بهار ۱۳۹۴.
- [21] D. D. Ferreira, A. S. Cerqueira, C. A. Duque and M. V. Ribeiro, "HOS-based method for classification of power quality disturbances," *Electron. Lett.*, vol. 45, no. 3, p. 1, 2009.
- [22] M. Abdar, M. Zomorodi-Moghadam, R. Das and I.-H. Ting, "Performance analysis of classification algorithms on early detection of liver disease," *Expert Syst. Appl.*, vol. 67, pp. 239–251, 2017.
- [23] J. Li, Z. Teng, Q. Tang and J. Song, "Detection and Classification of Power Quality Disturbances Using Double Resolution S-Transform and DAG-SVMs," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 65, no. 10, pp. 2302–2312, 2016.

دقت کلی ۹۸/۶۵۲٪ برای داده‌های شبیه‌سازی‌شده و ۹۴/۱۱۸٪ برای داده‌های واقعی، بهترین عملکرد را در این خصوص از خود نشان می‌دهد.

مراجع

- [1] S. Mishra and T. Nagwani, "A Review on Detection and Classification Methods for Power Quality Disturbances," *International Journal of Engineering Science and Computing*, vol. 6, no. 3, 2016.
- [2] M. K. Saini and R. Kapoor, "Classification of power quality events—a review," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 43, no. 1, pp. 11–19, 2012.
- [3] M. Zhang, K. Li and Y. Hu, "A real-time classification method of power quality disturbances," *Electr. power Syst. Res.*, vol. 81, no. 2, pp. 660–666, 2011.
- [4] J. G. M. S. Decanini, M. S. Tonelli-Neto, F. C. V. Malange and C. R. Minussi, "Detection and classification of voltage disturbances using a fuzzy-ARTMAP-wavelet network," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 81, no. 12, pp. 2057–2065, 2011.
- [5] A. A. Abdelsalam, A. A. Eldesouky and A. A. Sallam, "Classification of power system disturbances using linear Kalman filter and fuzzy-expert system," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 43, no. 1, pp. 688–695, 2012.
- [6] S. Khokhar, A. A. M. Zin, A. S. Mokhtar, M. A. Bhayo and A. Naderipour, "Automatic classification of single and hybrid power quality disturbances using Wavelet Transform and Modular Probabilistic Neural Network," in *2015 IEEE Conference on Energy Conversion (CENCON)*, 2015, pp. 457–462.
- [7] R. Kumar, B. Singh, D. T. Shahani, A. Chandra and K. Al-Haddad, "Recognition of power-quality disturbances using S-transform-based ANN classifier and rule-based decision tree," *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 51, no. 2, pp. 1249–1258, 2015.
- [۸] علی انشایی، رحمت‌الله هوشمند، «یک روش جدید برای شناسایی اغتشاشات کیفیت توان با استفاده از تبدیل S»، *مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز*، دوره ۴۵، شماره ۴، صفحات ۳۵–۲۳، زمستان ۱۳۹۴.
- [9] R. Kumar, B. Singh and D. T. Shahani, "Symmetrical Components Based Modified Technique for Power Quality Disturbances Detection and Classification," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 52, no. 4, pp. 3443–3450, 2016.
- [10] Prathibha. E, A. Manjunatha and S. Basavaraj, "Dual tree complex wavelet transform based approach for power quality monitoring and data compression," *2016 Biennial International Conference on Power and Energy Systems: Towards Sustainable Energy (PESTSE)*, pp. 1–5, 2016.
- [11] E. L. S. Ignals, "Comparative Analysis of Signal Processing Techniques for Electrical Signals," *International Journal of Research Review in Engineering Science & Technology*

زیر نویس‌ها

¹⁰ Mixing Matrix

¹¹ Fixed Point Algorithm

¹² Single Channel Independent Component Analysis

¹³ Time-Delay

¹⁴ Optimal Hyperplane

¹⁵ Adaptive Notch Filter

¹⁶ Spectral Difference

¹⁷ Fisher's Discriminant Ratio

¹ Sag

² Swell

³ Flicker

⁴ Oscillatory Transient

⁵ Stockwell's Transform

⁷ Spike

⁸ Symmetrical Components Analysis

⁹ Independent Component Analysis