



# نهان کاوی صوت مبتنی بر همبستگی بین فریم و کاهش بازگشتی ویژگی

فاطمه اشعری\* و نوشین ریاحی

دانشکده فنی و مهندسی دانشگاه الزهرا(س)، تهران، ایران

## چکیده

سیگنال‌های صوتی دیجیتال، به دلیل این که حاوی نرخ اطلاعات زیادی هستند، پوشش مناسبی برای روش‌های نهان‌نگاری محسوب می‌شوند. روش‌های متنوعی برای نهان‌نگاری داده‌های مختلف و به تبع آن نهان‌کاوی داده‌ها در سیگنال صوتی وجود دارد. در این میان روش‌های نهان‌کاوی فراگیر به دلیل عدم وابستگی به الگوریتم نهان‌نگاری، کاربرد وسیع‌تری دارند. در این مقاله روش جدیدی برای نهان‌کاوی فراگیر ارائه شده که در آن با به کارگیری ضرایب مربوط به همبستگی بین فریم، دقت نهان‌کاوی به مقدار قابل توجهی افزایش پیدا کرده است. همچنین عملکرد ماشین بردار پشتیبان با به کارگیری الگوریتم کاهش بازگشتی ویژگی‌ها به همراه کاهش بایاس ناشی از همبستگی بین آن‌ها بهبود یافته که منجر به افزایش پایداری نهان‌کاوی و دقت بیشتر شده است.

واژگان کلیدی: نهان‌نگاری، نهان‌کاوی، همبستگی بین فریم، کپستروم مل معکوس، کاهش ویژگی بازگشتی

## Audio Steganalysis based on Inter-frame correlation and recursive feature elimination

Fatemeh Ashari\* & Nooshin Riahi

College of engineering, Alzahra University, Tehran, Iran

### Abstract

Dramatic changes in digital communication and exchange of image, audio, video and text files result in a suitable field for interpersonal transfers of hidden information. Therefore, nowadays, preserving channel security and intellectual property and access to hidden information make new fields of researches naming steganography, watermarking and steganalysis. Steganalysis as a binary classification distinguish clean signals from stego signals. Features extracted from time and transform domain are proper for this classifier.

Some of steganalysis methods are depended on a specific steganography algorithm and others are independent. The second group of methods are called Universal steganalysis. Universal steganalysis methods are widely used in applications because of their independency to steganography algorithms. These algorithms are based on characteristics such as distortion measurements, higher order statistics and other similar features.

In this research we try to achieve more reliable and accurate results using analytical review of features, choose more effective of them and optimize SVM performance.

In new researches Mel Frequency Cepstral Coefficient and Markov transition probability matrix coefficients are used to steganalysis design. In this paper we consider two facts. First, MFCC extract signal features in transform domain similar to human hearing model, which is more sensitive to low frequency signals. As a result, in this method there is more hidden information mostly in higher frequency audio signals. Therefore, it is suggested to use reversed MFCC. Second, there is an interframe correlation in audio signals which is useful as an information hiding effect.

For the first time, in this research, this features is used in steganalysis field. To have more accurate and stable results, we use recursive feature elimination with correlation bias reduction for SVM.

\* Corresponding author

\* نویسنده عهده‌دار مکاتبات

To implement suggested algorithm, we use two different data sets from TIMIT and GRID. For each data sets, Steghide and LSB-Matching steganography methods implement with 20 and 50 percent capacity. In addition, one of the LIBSVM 3.2 toolboxes is used for implementation.

Finally, the results show accuracy of steganalysis, four to six percent increase in comparison with previous methods. The ROC of methods clearly shows this improvement.

**Keywords:** steganalysis, steganography, Mel, SVM-RFE+CBR

هستند که نهان‌کاوی فراگیر نامیده می‌شوند. الگوریتم‌های نهان‌کاوی فراگیر صوت بر اساس مشخصه‌هایی همچون معیار اعوجاج سیگنال صوتی، آماره‌های مرتبه بالا<sup>۳</sup> و سایر ویژگی‌ها عمل می‌کنند. در این پژوهش سعی کرده‌ایم با بررسی تحلیلی ویژگی‌ها، انتخاب مؤثرترین آن‌ها و همچنین بهینه‌سازی عملکرد ماشین بردار پشتیبان به نتایج با دقت بالاتر و قابل اعتمادتری دست پیدا کنیم.

## ۲- زمینه پژوهش

در سال ۲۰۰۳ Ozer و همکارانش توزیع معیارهای متنوع فاصله آماری بر روی سیگنال‌های صوتی پوشش و سیگنال‌های نهان‌نگاری شده با توجه به نسخه بدون نوفه آن‌ها محاسبه و مشاهده کردند که از لحاظ آماری متفاوت هستند [14]. در این روش معیارهای کیفیت صوت به کار می‌رود تا حالات غیرعادی در سیگنال تولیدشده به وسیله داده درج شده ضبط شود. در سال ۲۰۰۵ جانسون و همکارانش یک الگوریتم نهان‌کاوی عمومی بر اساس مطالعه ویژگی‌های آماری صحبت ضبط شده ارائه دادند [13].

در سال ۲۰۰۸، زنگ و همکارانش الگوریتم‌های نهان‌کاوی را ارائه داده‌اند که نهان‌نگاری پژواک را بر اساس گشتاورهای آماری فرکانس قله<sup>۴</sup> تشخیص می‌دهد [10]. الگوریتم نهان‌کاوی ارائه شده توسط لیو از معیار فاصله استفاده می‌کند تا اعوجاج بین یک سیگنال صوت پوشش و یک سیگنال صوت نهان‌نگاری شده را تشخیص دهد [11]. آماره‌های به دست آمده بر اساس فاصله هاسدورف<sup>۵</sup> به عنوان ویژگی‌هایی برای آموزش یک طبقه‌بندی کننده استفاده می‌شود. این فاصله با استفاده از تخمین نسخه بدون نوفه سیگنال، اعوجاج بین سیگنال پاک و نهان‌نگاری شده را به دست می‌آورد. این رویکرد در تولید یک سیگنال مرجع از طریق نسخه بدون نوفه آن باعث وابستگی اعوجاج به محتوا می‌شود. این عامل می‌تواند موجب شود که تغییرات در محتوای سیگنال، طبقه‌بندی کننده را از تشخیص اعوجاج‌های ایجاد شده در طی نهان کردن داده باز دارد. اوکیاس یک روش

## ۱- مقدمه

افزایش روزافزون ارتباطات دیجیتال و تسهیل تبادل انواع فایل‌ها اعم از تصویر، صوت، ویدئو و متن، به وسیله ابزارهای گوناگون، آن‌ها را به بسترهای بسیار مناسبی برای انتقال اطلاعات پنهان بین افراد تبدیل کرده است. از سویی دیگر با توجه به گستردگی و قابل دسترس بودن محصولات چندرسانه‌ای، لزوم حفظ حق مالکیت اثر افزایش یافته است. به همین دلایل، نهان‌نگاری و نشان‌گذاری، به موضوع بسیار برجسته‌ای در پژوهش‌های علمی دنیا تبدیل شده و نرم‌افزارهای مختلفی با این کارکردها در دسترس خواص و عوام جوامع قرار گرفته است. همسو با پیشرفت و بهبود روش‌های نهان‌نگاری و نشان‌گذاری، نهان‌کاوی نیز به موضوع مهم و مورد توجهی تبدیل شده است. از یک سو حفظ امنیت کانال‌های ارتباطی و از سوی دیگر کشف اطلاعات پنهان موجود در پوشش‌های مختلف، موجب ایجاد این حوزه از پژوهش‌ها است.

مسئله نهان‌کاوی درواقع یک مسئله طبقه‌بندی دودویی است که باید سیگنال پاک را از سیگنال نهان‌نگاری تشخیص دهد. ویژگی‌هایی که برای انجام این کار مورد استفاده قرار می‌گیرند، می‌توانند ویژگی‌های آماری در حوزه‌های زمان و تبدیل باشند. به دلیل شفافیت یک سیگنال نهان‌نگاری شده، ویژگی‌های استخراج شده در حوزه تبدیل مانند کسینوسی گسسته، موجک و به طور کلی تبدیلات چنددقتی<sup>۱</sup>، به طور عمومی ویژگی‌های کارآمدی هستند. پس از استخراج ویژگی، فرایند یادگیری برای تمایز میان سیگنال نهان‌نگاری شده و پاک مورد استفاده قرار می‌گیرد. این فرایند به وسیله یک ماشین بردار پشتیبان<sup>۲</sup> صورت می‌گیرد.

سیگنال‌های صوتی دیجیتال، به دلیل این که حاوی نرخ اطلاعات زیادی هستند، پوشش مناسبی برای روش‌های نهان‌نگاری محسوب می‌شوند. روش‌های متنوعی برای نهان‌نگاری داده‌های مختلف و به تبع آن نهان‌کاوی داده‌ها در سیگنال صوتی وجود دارد. برخی از روش‌های نهان‌کاوی وابسته به روش خاصی از نهان‌نگاری و برخی غیروابسته

<sup>3</sup> Higher order statistics

<sup>4</sup> Peak Frequency

<sup>5</sup> Hausdorff distance

<sup>1</sup> Multi Resolution

<sup>2</sup> SVM

شود. در ادامه هر یک از ویژگی‌های پیشنهادی به‌طور مشروح توضیح داده خواهد شد.

### ۱-۳- ضرایب کپستروم معکوس مل

مهم‌ترین هدف در سامانهٔ نهان‌نگاری، عدم آشکارشدن پیام پنهان است. به بیان دیگر اگر پوشش و پیام پنهان<sup>۳</sup> قابل تفکیک از هم باشند، سامانهٔ نهان‌نگاری ناموفق عمل می‌کند. ابتدایی‌ترین نگاه به مسئله امنیت نهان‌نگاری، عدم توانایی تشخیص آن توسط دستگاه شنوایی است. بنابراین برای یک سامانهٔ نهان‌نگاری مهم است که پیام را به‌گونه‌ای جاسازی کند که اعوجاج ناشی از آن تا جای ممکن غیر قابل شنیدن باشد. اعوجاج ناشی از نهان‌نگاری را بر اساس آن‌چه هارمسن در سال ۲۰۰۳ بیان کرد، می‌توان به‌صورت یک نطفهٔ افزایشی مدل کرد [15]. بنابراین مشابه آن‌چه در قبل نیز ذکر شد، سیگنال نهان‌نگاری شده را می‌توان به‌صورت زیر نشان داد:

$$S(t) = f(t) + e(t) \quad (1)$$

که  $f(t)$  سیگنال پوشش و  $e(t)$  اطلاعات نهان‌شده است. اثر نهان‌نگاری یا به‌عبارتی حضور نطفه در فرکانس‌های بالا بیشتر است و به‌عبارتی نسبت سیگنال به نطفه با افزایش فرکانس، افزایش می‌یابد. مقیاس مل به‌گونه‌ای تنظیم شده که مشابه گوش انسان، بیشترین وضوح را در فرکانس‌های پایین و کمترین وضوح را در فرکانس‌های بالا دارد.

از سوی دیگر این بخش، مربوط به فرکانس بالای سیگنال است که می‌تواند اثر نهان‌نگاری را منعکس کند. می‌توان مقیاس جدیدی به نام مقیاس معکوس مل<sup>۴</sup> تعریف کرد. استفاده از این مقیاس مانند این است که یک گوش مجازی وجود دارد که به‌شدت به تغییرات در فرکانس‌های بالا حساس است. پیشنهاد استفاده از این مقیاس برای طراحی فیلتر بانک و استخراج ضرایب کپستروم در کاربرد نهان‌کاوی نخستین‌بار توسط قاسم‌زاده در سال ۲۰۱۴ مطرح شد. او مقایسه‌ای بین کارامدی ضرایب مل و معکوسی مل در کاربرد نهان‌کاوی مطرح کرده است [4]. با فرض این‌که سیگنال صوتی دارای فرکانس نمونه‌برداری  $F_s$  باشد، مقیاس معکوس مل برای فرکانس  $f$  بر حسب هرتز عبارت است از:

$$f_{mel} = 1127 \times \ln(1 + \frac{F_s - f}{700}) \quad (2)$$

نهان‌کاوی صوت بر پایه معیارهای اعوجاج مستقل از محتوا ارائه کرده است [12]. این روش از یک سیگنال مرجع تنها استفاده می‌کند که برای همه سیگنال‌های مورد آزمون مشترک است. لیو و همکارانش در سال ۲۰۰۹ از داده‌کاوی رشته‌ای<sup>۱</sup> برای نهان‌کاوی سیگنال‌های صوتی استفاده کرده‌اند [9]. آن‌ها در سال ۲۰۱۱ از ضرایب کپسترال فرکانسی مل<sup>۲</sup>، در کنار ضرایب ماتریس احتمال انتقال مارکوف برای انجام نهان‌کاوی کور استفاده کردند و نتایج بهتری را به‌دست آوردند [6]. در سال ۲۰۱۴ و ۲۰۱۶، قاسم‌زاده و همکارانش از ضرایب کپسترال معکوس مل برای نهان‌کاوی استفاده کردند و توانستند با استفاده از این ضرایب به دقت بالایی دست پیدا کنند [4][1]. همچنین رن و همکارانش پیشنهاد استفاده از ضرایب ماتریس احتمال انتقال مارکوف را به‌عنوان ویژگی برای نهان‌کاوی صوت داده‌اند [2].

در این مقاله ره‌یافت جدیدی برای نهان‌کاوی معرفی می‌شود که بر پایه استفاده از ضرایب کپسترال معکوس مل و ضرایب همبستگی بین فریم برای مشتق دوم سیگنال است. به‌منظور کاهش ویژگی‌ها و عدم مواجهه با پدیده بیش‌برازش نیز از روش کاهش بازگشتی ویژگی‌ها استفاده شده است. با حذف ویژگی‌های با اهمیت کمتر، دقت نهان‌کاوی نیز افزایش خواهد یافت. در بخش دوم به بحث درخصوص ضرایب کپستروم معکوس مل خواهیم پرداخت. بخش سوم راجع به همبستگی بین فریم و کارایی آن در نهان‌کاوی صوت خواهد بود و بخش چهارم به توضیح روش کاهش ویژگی بازگشتی و چگونگی استفاده از آن اختصاص خواهد یافت. در بخش چهارم آزمایش‌های صورت‌گرفته و نتایج حاصل از آن ارائه خواهد شد.

### ۳- روش پیشنهادی

از آنجا که پس از نهان‌نگاری، نسبت سیگنال به نطفه در فرکانس‌های بالا نسبت به فرکانس‌های پایین بیشتر تحت تأثیر است، لذا استفاده از مقیاس معکوس مل که وضوح بیشتری در فرکانس‌های بالا دارد، در کارایی نهان‌کاوی مؤثرتر خواهد بود. همچنین در نهان‌نگاری به‌دلیل آن‌که اطلاعات پنهان ابتدا به‌صورت یک پیام شبه‌تصادفی رمز می‌شود، می‌توان آن را به‌صورت یک سیگنال نطفهٔ افزایشی مدل کرد. انتظار می‌رود که اثر حضور نطفه در همبستگی میان ضرایب مربوط به دسته فرکانسی مشابه در فریم‌های همسایه منعکس

<sup>۳</sup> stego object

<sup>۴</sup> Mel Reversed

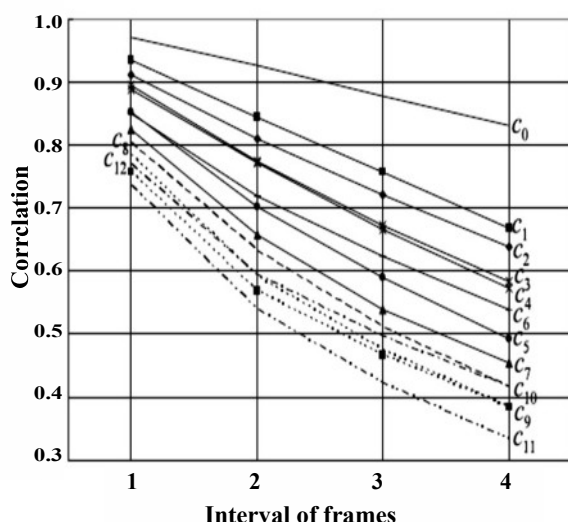
<sup>۱</sup> Stream data mining

<sup>۲</sup> Mel Frequency Cepstral Coefficient

معادله زیر نحوه محاسبه همبستگی بین ضرایب مل فریم‌های همسایه را نشان می‌دهد:

$$r(MFCCs_i, MFCCs_{i+k}) = \frac{\sum_{n=1}^{N-1} (C_{(i,n)} - \bar{C}_i)(C_{(i+k,n)} - \bar{C}_{i+k})}{\sqrt{\sum_{n=1}^{N-1} (C_{(i,n)} - \bar{C}_i)^2 \sum_{n=1}^{N-1} (C_{(i+k,n)} - \bar{C}_{i+k})^2}} \quad (3)$$

k فاصله بین همسایگی، i شماره فریم،  $C_{(i,n)}$  ضریب مل فریم i و N تعداد کل فریم‌هاست.



(شکل-۲): همبستگی بین فریم برای ضرایب MFCC  
(Figure-2): interframe Correlation for MFCC Coefficients

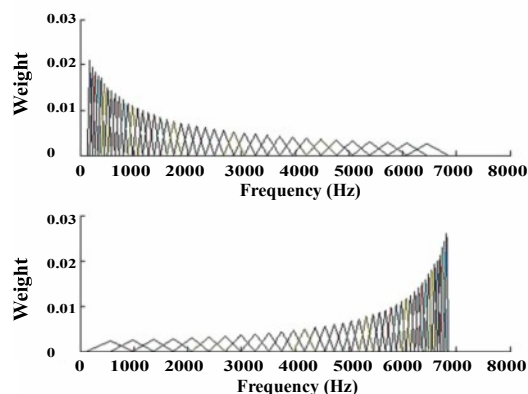
شکل (۲) همبستگی هر بردار ضرایب مل را برحسب فاصله فریم برای یک سیگنال صوتی، نشان داده است. همان‌طور که انتظار می‌رود با افزایش مقدار k میزان همبستگی کاهش می‌یابد.

این همبستگی بین فریم با در نظر گرفتن هم‌پوشانی در هنگام استفاده از پنجره برای فریم‌بندی افزایش می‌یابد. در شکل (۳) از a تا d اثر هم‌پوشانی بر روی همبستگی ضرایب کپسترال نشان داده شده است.

همان‌طور که ملاحظه می‌شود، حتی هنگامی که هم‌پوشانی در پنجره‌بندی بین فریم‌ها وجود ندارد، باز هم همبستگی ضرایب دیده می‌شود. دلیل این پدیده آن است که سیگنال‌های صوتی، سیگنال‌هایی با همبستگی زیاد بین فریم‌ها هستند.

در این مقاله از میانگین ۲۹ ضریب معکوس مل موجود در فریم‌ها و همچنین همبستگی این ضرایب در فریم‌های همسایه به‌عنوان ویژگی در طبقه‌بندی استفاده شده است.

بر اساس این مقیاس، مجموعه‌ای از فیلترهای مثلثی ساخته می‌شود. مقایسه بین بانک فیلترهای مل و مل معکوس در شکل (۱) نشان داده شده است.



(شکل-۱): مقایسه فیلتربانک مل (شکل بالا) و معکوس مل (شکل پایین) با فرکانس نمونه‌برداری ۱۹ کیلوهرتز  
(Figure-1): Comparison between Mel and Reversed Mel FilterBank

فرآیندی به‌طور دقیق مشابه آن‌چه در استخراج ضرایب مل اتفاق می‌افتد، برای به‌دست آوردن ضرایب معکوس مل نیز تکرار می‌شود که ضرایب کپسترال فرکانسی معکوس<sup>۱</sup> مل نامیده می‌شود. فیلتربانک معکوس مل با برعکس کردن فیلتربانک مل ساخته می‌شود که شامل فیلترهای مثلثی با دامنه فرکانسی منطبق با مقیاس مل و اندازه پهنای باند عکس فیلتر مل است.

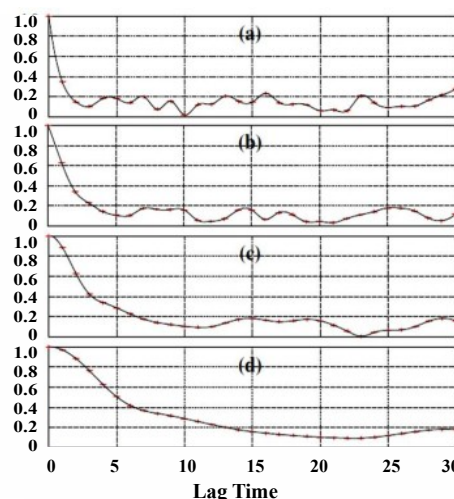
به‌کارگیری ویژگی‌هایی که اطلاعات مربوط به دستگاه شنوایی را حذف یا کم اهمیت‌تر و نواحی فرکانسی بالا را برجسته‌تر می‌کنند، برای نهان‌نگاری کارا تر خواهند بود. بر همین اساس در این‌جا از ۲۹ ضریب کپستروم معکوس مل به‌عنوان ویژگی استفاده شده.

## ۲-۳- همبستگی بین فریم‌ها

همبستگی بین فریم‌ها ویژگی جالب و مهمی است که تا کنون از آن در حوزه نهان‌کاوی صوت استفاده نشده است. حضور نوفه در سیگنال صوتی به‌دلیل غیرهمبسته بودن مقادیر آن موجب کاهش همبستگی موجود در فریم‌های همسایه می‌شود. در نهان‌نگاری نیز به‌دلیل آن‌که اطلاعات پنهان ابتدا به‌صورت یک پیام شبه‌تصادفی رمز می‌شود و خروجی آن یک رشته شبه‌تصادفی است، می‌توان آن را به‌صورت یک سیگنال نویز افزایشی مدل کرد. انتظار می‌رود که اثر حضور نوفه در همبستگی میان ضرایب مل مربوط به دسته فرکانسی مشابه در فریم‌های همسایه منعکس شود.

<sup>۱</sup> Reversed Mel Frequency Cepstral Coefficients

طبقه‌بندی تعدادی از ویژگی‌های با رتبه پایین‌تر در فهرست ویژگی‌های رتبه‌بندی‌شده قرار می‌گیرد. تا وقتی که تمام ویژگی‌ها در فهرست ویژگی‌های رتبه‌بندی‌شده قرار نگرفته‌اند، طبقه‌بندی به روش ماشین بردار پشتیبان انجام می‌گیرد. برخلاف توانایی این روش در حذف ویژگی‌های غیر مفید، در این الگوریتم همبستگی بین ویژگی‌ها در نظر گرفته نشده است. پیشنهاد‌های متفاوتی در سال‌های بعد برای کامل‌شدن و رفع نواقص این روش ارائه شد. در سال ۲۰۱۱، تولوسی و همکارش نشان دادند که ارزیابی ویژگی‌ها برای ویژگی‌های با همبستگی بالا، دارای بایاس خواهد بود. این ویژگی‌ها در مدل طبقه‌بندی، وزن‌های کوچک‌تری دریافت می‌کنند و ممکن است، اهمیت آن‌ها نادیده گرفته شود [7]. هرچه گروه ویژگی‌های همبسته بزرگ‌تر باشد، این خطا بیشتر می‌شود. این پدیده بایاس همبستگی<sup>۲</sup> نامیده می‌شود. یک روش برای حل این مسئله، آن است که ابتدا گروه‌هایی از ویژگی‌های با همبستگی بالا با به‌کارگیری دسته‌بندی<sup>۳</sup> سلسله‌مراتبی تشکیل و سپس از مراکز دسته‌ها به‌عنوان ویژگی نماینده، در مجموعه ویژگی‌های مورد استفاده در طبقه‌بندی استفاده شود. در سال ۲۰۱۵، یان و ژانگ روش مؤثر دیگری برای حل این مسئله ارائه دادند [3]. آن‌ها به جای یک ویژگی نماینده، از یک فهرست ویژگی بازمانده<sup>۴</sup> استفاده می‌کنند. ابتدا کاهش ویژگی بازگشتی اجرا شده و در مرحله بعد ارزیابی بدون اثر بایاس ناشی از همبستگی انجام می‌گیرد.  $F^{out}$  فهرست ویژگی‌هایی است که در یک اجرا از RFE باید حذف شوند و  $F^{in}$  فهرست ویژگی‌های باقی‌مانده است. هدف الگوریتم، انتقال ویژگی‌های مفید بالقوه از  $F^{out}$  به  $F^{in}$  است. به‌منظور تعیین گروه‌های با همبستگی بالا در  $F^{out}$  دو ترشلد  $T_g$  و  $T_c$  استفاده می‌شود. ابتدا ویژگی با بالاترین اندازه معیار در  $F^{out}$  به نام  $k$  مورد آزمایش قرار می‌گیرد. اگر بیش از  $T_g$  ویژگی وجود داشته باشند که مقدار ضریب همبستگی آن‌ها با  $k$  بالاتر از  $T_c$  باشد، آن‌ها به‌عنوان یک گروه معرفی می‌شوند. اگر هیچ‌یک از اعضای گروه در  $F^{in}$  نباشند،  $k$  به  $F^{in}$  منتقل می‌شود. این کار برای تمام ویژگی‌های در  $F^{out}$  تکرار می‌شود. مقدار کوچک  $T_g$  به‌منظور بررسی گروه‌های دارای همبستگی کوچک‌تر انتخاب می‌شوند. برای پیاده‌سازی کارآمدتر این روش باید تعداد ویژگی‌هایی که در هر مرحله به  $F^{out}$  وارد می‌شوند، مشخص شوند. در ابتدا نیمی از ویژگی‌ها در هر مرحله حذف می‌شوند. وقتی تعداد ویژگی‌های موجود در  $F^{in}$  کمتر از آستانه  $T_e$  شود، ویژگی‌ها یکی‌یکی حذف می‌شود. در



(شکل-۳). اندازه همبستگی بین فریم برای چهارمین باند فرکانسی در حالتی که در (a) هیچ هم‌پوشانی وجود ندارد، (b) هم‌پوشانی ۵۰ درصد، (c) ۷۵ درصد و (d) ۸۷/۵ درصد.  
(Figure-3): Interframe Correlation for forth frequency band for a) without correlation b) 50% correlation c) 75% correlation d) 87.5% correlation

### ۳-۳- کاهش ویژگی بازگشتی با استفاده از کاهش بایاس در همبستگی

یافتن روشی برای کاهش بعد فضای ویژگی و غلبه بر مشکل بیش‌برازش، مسئله شناخته‌شده‌ای در طبقه‌بندی و به‌طور کلی یادگیری ماشین است. علاوه‌براین همبستگی میان برخی ویژگی‌ها، کارایی آن‌ها را در طراحی طبقه‌بند کاهش می‌دهد. روش‌های اولیه به‌کار گرفته‌شده برای انتخاب ویژگی، اثر هریک از ویژگی‌ها را به‌تنهایی بر روی طبقه‌بندی داده‌ها بررسی می‌کنند. آن‌ها از ضریب همبستگی ویژگی با هر طبقه، به‌عنوان معیاری برای رتبه‌بندی آن ویژگی استفاده می‌کنند. در این روش‌ها، ویژگی‌های مکمل که در کنار یکدیگر خوب عمل می‌کنند مورد غفلت قرار می‌گیرد و همچنین امکان انتخاب ویژگی‌هایی با اثر یکسان به‌وجود خواهد آمد. روش دیگر پیشنهادشده برای ارزیابی کارایی یک ویژگی، بررسی اثر حذف آن از طبقه‌بند است. این روش نیز به‌دلیل بررسی انفرادی ویژگی‌ها ضعف‌های قبل را خواهد داشت. راه‌کاری که برای این مشکلات ارائه شد، انتخاب مجموعه‌ای از ویژگی‌ها به جای یک ویژگی است؛ اما همچنان نمی‌توان گفت مجموعه ویژگی‌های دارای رتبه بالاتر برای طبقه‌بندی مهم‌ترند. گایون و همکارانش در سال ۲۰۰۲ روشی به نام کاهش ویژگی بازگشتی<sup>۱</sup> ارائه دادند. در این روش ابتدا تمام ویژگی‌ها در فهرستی به نام ویژگی‌های باقی‌مانده قرار می‌گیرند. پس از

<sup>2</sup> Correlation Bias (CB)

<sup>3</sup> Clustering

<sup>4</sup> Surviving

<sup>1</sup> Recursive Feature Elimination



اینجا  $T_e$  ۶۰،  $T_g$  ۲ و  $T_c$  برابر ۰٫۹ به روش سعی و خطا، در نظر گرفته شده است. این روش کاهش ویژگی بازگشتی به همراه کاهش بایاس همبستگی<sup>۱</sup> نامیده می‌شود.

پایداری الگوریتم انتخاب ویژگی، موضوع مهمی است که در همین‌اواخر در پژوهش‌ها به آن پرداخته شده است. پایداری، حساسیت روش به تغییر در مجموعه آموزشی است؛ به این معنا که اگر نمونه‌های آموزشی دچار اعوجاج یا نوفه شوند، تغییر زیادی در مجموعه ویژگی‌های انتخاب شده رخ ندهد.

اندازه تفاوت بین دو زیرمجموعه انتخاب‌شده را می‌توان به شکل زیر نوشت:

$$S(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (۴)$$

این مقدار بین صفر و یک قرار دارد که صفر به معنی عدم تفاوت در مجموعه ویژگی‌های انتخاب شده و یک به معنی عدم اشتراک در این مجموعه است. برای ارزیابی پایداری الگوریتم انتخاب ویژگی، از روش 10-fold cross validation استفاده می‌شود. در هر مرحله به‌طور تصادفی تعدادی از نمونه‌های آموزشی انتخاب می‌شود و رتبه‌بندی اولیه با استفاده از آن‌ها صورت می‌گیرد؛ در نهایت هر جفت از رتبه‌بندی‌ها با هم مقایسه شده و از میانگین آن‌ها پایداری نهایی به دست می‌آید. طبق بررسی انجام‌شده توسط Yan و همکارش [3] در بین تمام الگوریتم‌های انتخاب ویژگی الگوریتم SVM\_RFE+CBR دقت و پایداری بالاتری را دارد.

## ۴- شبیه‌سازی و نتایج روش پیشنهادی

### ۴-۱- مجموعه داده مورد بررسی

برای پیاده‌سازی و استخراج نتایج از دو مجموعه داده استفاده شده است. مجموعه نخست عبارت است از مجموعه GRID که این مجموعه داده، محصولی از کار پژوهشی انجام‌شده در دانشگاه شفیلد در سال ۲۰۰۵ و به‌منظور پژوهش‌ها در حوزه بازشناسی گفتار است. این مجموعه داده، متشکل از ۳۴۰۰۰ نمونه است که توسط ۳۴ گوینده مختلف ایجاد شده و هر گوینده، هزار نمونه را بیان کرده است. آنچه در این پژوهش مورد استفاده قرار گرفته، زیرمجموعه‌ای متشکل از ۲۶۰ نمونه از هزار نمونه ایجادشده توسط یکی از ۳۴ گوینده مجموعه داده است.

مجموعه دیگر TIMIT است. این مجموعه داده نیز از مجموعه‌های بسیار معروف و کارآمد برای پردازش گفتار است.

<sup>۱</sup> SVM-RFE+CBR

TIMIT یک بانک اطلاعاتی از گفتار پیوسته انگلیسی است که توسط شرکت TI و دانشگاه MIT تهیه شده و اداره استاندارد آمریکا آن را تأیید کرده است. زیرمجموعه مورد استفاده از این مجموعه داده در این پژوهش، ۲۶۰ نمونه متشکل از جملات ده‌گانه بیان‌شده از ۲۶ گوینده است.

بر روی هر یک از مجموعه‌های داده، نهان‌نگاری به روش Steghide و LSB-Matching با درصد ظرفیت‌های بیست و پنجاه درصد انجام شده است. روش LSB-Matching بر اساس مقاله ارائه‌شده توسط Sharp در سال ۲۰۰۱، پیاده‌سازی شده است [13]. Steghide یکی از ابزارهای معتبر نهان‌نگاری بر روی تصویر و صوت است و فرمت‌های JPEG، BMP و WAV را پشتیبانی می‌کند. در پیاده‌سازی حاضر از نسخه ۰٫۵۱ آن استفاده شده است.

برای انجام طبقه‌بندی با استفاده از ماشین‌های بردار پشتیبان از ابزارهای موجود در LIBSVM استفاده شده است. این مجموعه، یکی از قوی‌ترین ابزارهای طبقه‌بندی و رگرسیون و مورد استفاده در تقریباً تمامی مقالات مربوط به نهان‌کاوی و به‌طور کلی طبقه‌بندی است. نسخه ۳/۲۰ آن که جدیدترین نسخه ارائه‌شده در سال ۲۰۱۴ است، مورد استفاده قرار گرفته است.

## ۲-۴- نتایج آزمایش‌های و تحلیل بهبودهای ناشی از روش‌های پیشنهادی

برای مجموعه داده از دو مرجع Grid و TIMIT استفاده شده است. برای هر یک از دو مرجع کمینه، بیشینه و میانگین پیچیدگی بر اساس فرمول پیشنهادی لیو محاسبه شده است. پیچیدگی سیگنال به‌عنوان معیاری برای سنجش کارایی روش نهان‌نگاری علاوه بر نرخ نهان‌نگاری مطرح می‌شود. به این صورت که هر اندازه پیچیدگی سیگنال بالاتر باشد، نهان‌نگاری موفق‌تر و انجام نهان‌کاوی بر روی آن مشکل‌تر است. نحوه محاسبه پیچیدگی به‌صورت زیر است:

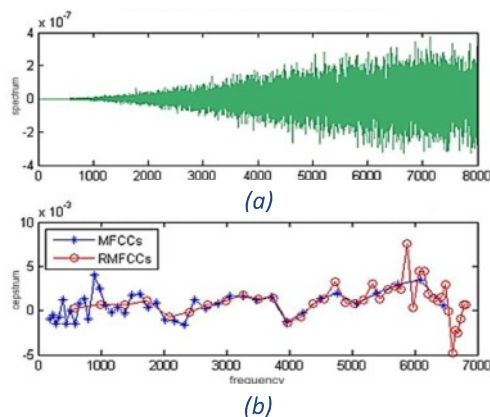
$$C(f(t)) = \frac{\frac{1}{N-2} \sum_{t=0}^{N-1} |p_f^2(t)|}{\frac{1}{N} \sum_{t=0}^{N-1} |f(t)|} \quad (۵)$$

بر اساس دسته‌بندی انجام‌شده در مقاله لیو، چهار گروه سیگنال با پیچیدگی‌های مختلف مورد بررسی قرار گرفته است. دسته نخست پیچیدگی پایین از ۰ تا ۰٫۰۴، دسته دوم پیچیدگی متوسط پایین از ۰٫۰۴ تا ۰٫۰۸، دسته سوم پیچیدگی متوسط بالا از ۰٫۰۸ تا ۰٫۱۲ و دسته چهارم

$$\delta(F(u) = m, F(u+1) = n) = \begin{cases} 1, & \text{if } F(u) = m, F(u+1) = n \\ 0, & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

پس از ساخت ماتریس هر یک از اجزای آن به‌عنوان ویژگی برای نهان‌کاری استفاده می‌شود. آستانه انتخاب‌شده شش است و بنابراین یک ماتریس  $13 \times 13$  شامل ۱۶۹ ویژگی به‌دست خواهد آمد.

در این مقاله، ویژگی‌های کارآمدتری ارائه شده که موجب افزایش دقت و پایداری نهان‌کاری شده است. ضرایب پیشنهادشده عبارت است از ضرایب کپستروم معکوس مل، ضرایب معکوس فیلترشده مل و همبستگی بین فریم. ضرایب کپستروم مل، با اعمال فیلتر مل که پهنای زیرباندی فرکانسی آن با مقیاس مل محاسبه می‌شود، بر روی اندازه طیف سیگنال به‌دست می‌آید. بنابراین اندازه طیف در سیگنال‌های فرکانس پایین در مقادیر بزرگ‌تری از فیلتر ضرب و با وضوح بیشتری بررسی خواهد شد. از سوی دیگر ضرایب معکوس مل همین عملکرد را برای بخش فرکانس بالای سیگنال خواهند داشت و از آنجایی که در نهان‌کاری بیشتر تغییرات در باندهای فرکانس بالا اتفاق می‌افتد، انتظار می‌رود ویژگی‌های مهم‌تری برای نهان‌کاری باشند.



(شکل-۴): a: تفاوت اندازه طیف سیگنال پاک و

نهان‌نگاری‌شده به روش steghide, b: تفاوت اندازه ضرایب مل و

معکوس مل برای این دو سیگنال

(Figure-4): a: Difference between clear and stego signal with steghide method, b: Difference between Mel and reversed Mel coefficients for these signals

شکل (۴) نتایج اعمال فیلتربانک مل و معکوس مل بر روی یک سیگنال نهان‌نگاری شده را از مجموعه TIMIT نشان می‌دهد. این شکل، تغییرات بیشتر ضرایب معکوس مل نسبت به ضرایب مل در اثر اعمال الگوریتم نهان‌نگاری را به‌وضوح بیان می‌کند.

پیچیدگی بالا یعنی بالاتر از ۰/۱۲ است. بر اساس نتایج به‌دست‌آمده در آن مقاله، دقت به‌دست‌آمده برای طبقه‌بندی با پیچیدگی سیگنال نسبت عکس دارد و هر اندازه پیچیدگی بالاتر برود دقت طبقه‌بندی کاهش می‌یابد.

برای سیگنال‌های موجود در دو مرجع GRID و TIMIT که در این مقاله مورد استفاده قرار گرفته‌اند، جدول (۱) میزان پیچیدگی را نشان می‌دهد.

(جدول-۱): میزان پیچیدگی سیگنال در مراجع داده

(Table-1): Complexity of signal for different data bases

میانگین	حداکثر	حداقل	
۰/۲۰۰	۰/۰۶۰۲	۰/۰۴۳۴	GRID
۰/۴۳۲۰	۱/۰۳۲۷	۰/۱۰۲۶	TIMIT

بر اساس دسته‌بندی ذکرشده در بالا، سیگنال‌های مورد استفاده‌شده برای این مقاله، سیگنال‌هایی با پیچیدگی بالا هستند.

برای هر یک از دو دسته داده، نهان‌نگاری با روش‌های LSB\_Matching و Steghide و با ظرفیت‌های بیست و پنجاه درصد و سپس نهان‌کاری انجام می‌گیرد که در ادامه شرح داده خواهد شد.

## ۴-۲-۱- تحلیل اثر ویژگی‌ها

تا کنون ویژگی‌های متفاوتی در حوزه نهان‌کاری مطرح شده است. یکی از مقالات شاخصی که در آن ویژگی‌های کارآمدی مطرح و به‌عنوان مرجع در بسیاری از پژوهش‌های معتبر این حوزه استفاده شده، مقاله‌ای است که توسط لیو و همکارانش مطرح شده است [6]. در این مقاله از ضرایب ماتریس احتمال انتقال مارکوف، ضرایب مل و ضرایب مل فیلترشده برای مشتق دوم سیگنال به‌عنوان ویژگی استفاده شده است.

ماتریس احتمال انتقال می‌تواند برای مشخص کردن فرایند اتفاقی مارکوف استفاده شود. در این ماتریس، احتمال انتقال بین دو عنصر همسایه نشان داده می‌شود. اگر یک سیگنال صوتی با  $f(t)$  ( $t=0, 1, 2, \dots, N-1$ ) نشان داده شود، ماتریس احتمال انتقال مارکوف برای مشتق دوم سیگنال  $D_f^2(t)$  ( $t=1, 2, \dots, N-2$ ) به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$M_{D_f^2}(i, j) = \frac{\sum_{t=1}^{N-3} \delta(D_f^2(t)=i, D_f^2(t+1)=j)}{\sum_{t=1}^{N-3} \delta(D_f^2(t)=i)} \quad (6)$$

که  $\delta$  به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

## ۴-۲-۲- نتایج به دست آمده

آزمایش‌ها در سه گروه کلی روش پیشنهادی لیو و همکارانش، روش پیشنهادی در این مقاله با استفاده از ویژگی‌های پیشنهادی و اعمال روش کاهش ویژگی‌ها با استفاده از الگوریتم SVM-RFE+CBR انجام می‌شود. به‌طور کلی ویژگی‌های موجود عبارت است از ۱۶۹ ضریب مارکوف MKV، ۲۹ ضریب مل MEL، ۲۹ ضریب مل معکوس R\_MEL، ۲۹ ضریب مل فیلترشده R\_F\_MEL و به اندازه تعداد فریم‌ها ضریب همبستگی بین فریم. همان‌گونه که اشاره شد، برای انجام آزمایش‌های مجموعه داده Grid و TIMIT به‌کارگرفته شده‌اند. برای هر کدام از این مجموعه‌ها از روش‌های Steghide و LSB\_Matching برای نهان‌نگاری و برای هر کدام از ظرفیت‌های بیست و پنجاه درصد استفاده شده است. جدول (۲) شماره هر یک از آزمایش‌ها را نشان می‌دهد.

(جدول-۲): مجموعه داده‌های مورد استفاده در آزمایش‌ها

(Table-2): Experiments Datasets

مجموعه داده	grid lsbmch 20%	grid lsbmch 50%	grid stghd 20%	Grid stghd 50%
شماره	۱	۲	۳	۴
مجموعه داده	timit lsbmch 20%	timit lsbmch 50%	timit stghd 20	Timit stghd 50%
شماره	۵	۶	۷	۸

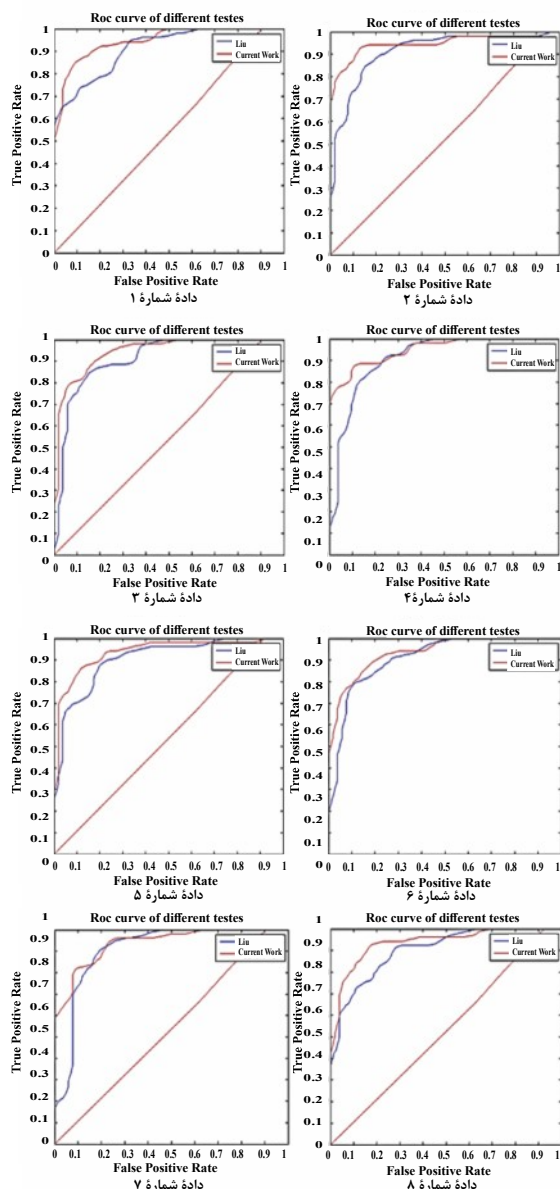
نمودارهای شکل (۵)، منحنی ROC روش لیو و روش پیشنهادی را با هم مقایسه می‌کند.

برای به دست آوردن تعداد بهینه ویژگی‌ها و استفاده آن در طبقه‌بندی از الگوریتم کاهش ویژگی توسط رتبه‌بندی به دست آمده از روش SVM-RFE+CBR استفاده شده است. ملاک ارزیابی عملکرد طبقه‌بند، مساحت زیرمنحنی ROC است. همان‌گونه که در قبل نیز بیان شد، روش لیو شامل ضرایب مارکوف و مل، روش پیشنهادی در این مقاله شامل ضرایب مارکوف، معکوس مل و همبستگی بین فریم است. بررسی دقیق‌تر تغییرات مساحت زیرنمودار ROC -و دقت یعنی همان  $AUC^1$  و  $ACC^2$  در جداول (۳ و ۴) نشان داده شده است.

سطرهای سفید نشان‌دهنده درصد دقت و سطرهای نارنجی نشان‌دهنده مساحت زیرنمودار ROC است که عددی بین صفر تا یک است. هرچه این مقدار به یک نزدیک‌تر باشد، طبقه‌بند بهتر عمل کرده و نهان‌کاوی موفق‌تری صورت خواهد گرفت.

<sup>1</sup> Area Under Curve

<sup>2</sup> Accuracy



(شکل-۵): منحنی‌های ROC دو روش  
(Figure-5): ROC Curves for both Approaches

(جدول-۳): نتایج به دست آمده برای سه آزمایش  
(Table-3): Results for three Experiments

مجموعه داده	مجموعه داده ۱	مجموعه داده ۲	مجموعه داده ۳	مجموعه داده ۴
روش لیو	۸۳/۷۹	۸۲/۷۷	۸۲/۳۶	۸۳/۲۳
روش پیشنهادی	۰/۹۱۳	۰/۹۱۲	۰/۹۱۱	۰/۹۱۱
کاهش ویژگی	۸۷/۷۵	۸۷/۹۴	۸۷/۶۵	۸۸/۲۱
کاهش ویژگی	۰/۹۴۶	۰/۹۴۷	۰/۹۴۵	۰/۹۴۹
کاهش ویژگی	۸۷/۱۱	۸۸/۵۶	۸۸/۷۵	۸۸/۳۶
کاهش ویژگی	۰/۹۵۰	۰/۹۵۴	۰/۹۵۱	۰/۹۵۵



(جدول-۴): نتایج به‌دست‌آمده برای سه آزمایش

(Table-4): Results for three Experiments

مجموعه داده	مجموعه داده ۵	مجموعه داده ۶	مجموعه داده ۷	مجموعه داده ۸
روش	۸۲/۹۴	۸۲/۳۱	۸۳/۰۱	۸۱/۷۷
لیو	۰/۹۰۵	۰/۹۰۷	۰/۹۰۹	۰/۹۰۳
روش	۸۶/۰۲	۸۶/۴۰	۸۶/۴۶	۸۵/۷۰
پیشنهادی	۰/۹۳۶	۰/۹۳۶	۰/۹۳۹	۰/۹۳۶
کاهش	۸۷/۵۰	۸۶/۶۳	۸۷/۸۸	۸۷/۴۰
ویژگی	۰/۹۴۴	۰/۹۴۴	۰/۹۴۳	۰/۹۴۴

همان‌طور که رفتار تاحدودی ثابت ویژگی‌ها در جدول نشان می‌دهد، بهبودهای حاصل از ویژگی‌های پیشنهادی، دقت را تا چهار الی شش درصد افزایش می‌دهد. علاوه‌براین، در مرحله کاهش ویژگی که بر روی ویژگی‌های پیشنهادی صورت می‌گیرد با انتخاب بهینه ویژگی‌ها و حذف اثرات نامطلوب ویژگی‌ها بر روی یکدیگر، دقت الگوریتم افزایش پیدا خواهد کرد. اعداد پررنگ نشان‌دهنده در جدول، بیش‌ترین دقت را در طبقه‌بندی‌های انجام‌شده نشان می‌دهد.

## ۵- نتیجه‌گیری

یکی از مهم‌ترین روش‌هایی که برای نهان‌کاوی در سال‌های اخیر مطرح شده، روش پیشنهادشده توسط لیو است. در این روش، از ضرایب ماتریس انتقال مارکوف و ضرایب کپستروم مل استفاده می‌شود. ایده‌ای که برای بهبود دقت نهان‌کاوی، در این پژوهش مطرح شده بر پایه دو واقعیت مهم بنا شده است. نخست این‌که ضرایب کپستروم مل ویژگی‌هایی از سیگنال را در حوزه تبدیل بر مبنای مدل شنوایی انسان استخراج می‌کنند؛ حال آن‌که حساسیت دستگاه شنوایی انسان، در فرکانس‌های پایین بیشتر از فرکانس‌های بالا است. درنتیجه در این روش، مقدار اطلاعات پنهان‌شده که به‌طورعمومی در فرکانس‌های بالا بیشتر حضوردارند، مورد غفلت واقع می‌شود. با توجه به این نکته، استفاده از معکوس ضرایب مل در این‌جا توصیه شده، نکته دیگر هم توجه به همبستگی میان ضرایب موجود در فریم‌های همسایه و پیشنهاد استفاده از آن‌ها به‌عنوان ویژگی است که پس از اعمال نهان‌نگاری تأثیر می‌پذیرد. این ویژگی‌ها نیز برای نخستین‌بار در زمینه نهان‌کاوی صوت مورد استفاده قرار می‌گیرند. درنهایت با استفاده از الگوریتم کاهش ویژگی بازگشتی، دقت به میزان قابل توجهی افزایش خواهد یافت.

با توجه به قراردادن سیگنال‌های مورد آزمایش در دسته سیگنال‌های با پیچیدگی بالا، نتایج به‌دست‌آمده قابل اعتماد و تعمیم خواهند بود. در آزمایش‌های صورت‌گرفته، دقت نهان‌کاوی با استفاده از ویژگی‌های پیشنهادشده چهار تا شش درصد افزایش پیدا می‌کند. مقایسه نمودارهای ROC به‌دست‌آمده از روش لیو و روش پیشنهادی، این بهبود را به‌وضوح نشان می‌دهند.

## 6- References

## ۶- مراجع

- [1] Ghasemzadeh, H. Tajikhas, M. Khalilarjmandi, H. "Audio Steganalysis based on psychoacoustic model of human hearing". (2016) ELSEVIER, Signal Processing Letters, Vol. 51, Pages 664-672.
- [2] Ren, Y. Xiong, Q. Wang, L. "Steganalysis of AAC using calibrated Markov model of adjacent codebook". (2016) IEEE International Conference on Acoustica, Speech and Signal Processing.
- [3] Yan, Ke. Zhang, David. "Feature selection and analysis on correlated gas sensor data with-recursive feature elimination". (2015) Elsevier, Sensors and Actuators B 212. Pages 353-363.
- [4] Ghasemzadeh, H. Khalil Arjmandi, M. "Reversed-Mel Cepstrum Based Audio Steganalysis". (2014) IEEE 4th International eConference on Computer and Knowledge Engineering.
- [5] Yang, Y. et.al. "An inter-frame correlation based error concealment of immittance spectral coefficients for mobile speech and audio codecs". (2014) IEEE International Conference on High Performance Computing and Communications.
- [6] Liu, Q. Sung, A. Qiao, M. "Derivative-Based Audio Steganalysis". (2011) ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications and Applications, Vol. 7, No. 3, Article 18.
- [7] Tolosi, L. Lengauer, Th. "Classification with correlated features: unreliability of feature ranking and solu-tions". (2011) Data and text mining. Publ-ished by Oxford University Press. Vol. 27, Pages 1986-1994.
- [8] Liu, Q. Sung, A. Qiao, M. "Temporal Derivative-Based Spectrum and Mel-Cepstrum Audio Steganalysis". (2009) IEEE Transaction on in-formation forensics and security, Vol. 4, No. 3.
- [9] Liu, Q. et al. "Novel Stram Mining for Audio Steganalysis". (2009) ACM International Con-ference on Multimedia, Pages 95-104.
- [10] Zeng, W. et al. "An Algorithm of Echo Steg-analysis based on Power Cepstrum and Pattern Classification". (2008) International Conference

عضو هیئت علمی و استادیار گروه مهندسی کامپیوتر دانشکده فنی و مهندسی دانشگاه الزهرا است. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه ایشان پردازش صوت، تلخیص متن، ترجمه ماشینی خودکار و پردازش سیگنال‌های بیولوژیک است.  
نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

[nriahi@alzahra.ac.ir](mailto:nriahi@alzahra.ac.ir)

on Information and Automation, Pages 1667-1670.

- [11] Liu, Y. et al. "A Novel Audio Steganalysis based on Higher-Order Statistics of Distortion Measure with Hausdroff Distence". (2008) Lecture Notes in Computer Science, Vol. 5222, Pages 487-501.
- [12] Ismail Avcibas, "Audio Steganalysis With Content-Independent Dis-tortion Measures". (2006) IEEE Signal Processing Letters, Vol.13, No.2.
- [13] Johnson, M.K. et al. "Steganalysis of Recorded Speech". (2005) Conference on Security, Steganography and Watermarking of Multi-media, Vol. 5681, Pages 664-672.
- [14] Ozer, H. Activbas, I. et al. "Steganalysis of Audio based on Audio Quality Metrics". (2003) Conference on Security, Steganography and Watermarking of Multimedia, Vol. 5020, Pages 55-66.
- [15] Harmsen, J.J. Pearlman, W.A. "Steganalysis of additive noise modelable information Hiding". (2006)
- [16] Paliwal, K.K. "Use of temporal correlation between successive frames in a hidden markov-model based speech recognizer". (1993) IEEE international conference on Acoustics, speech, and signal processing
- [17] I. Guyon, J. Weston, S. B, and V. V. (2002) "Gene selection for cancer classification using support vector machines". Mach. Learn., Vol. 46, No. 1-3, pp. 389-422.



**فاطمه اشعری** مدارک کارشناسی و کارشناسی ارشد خود را به ترتیب در سال‌های ۸۵ و ۹۴ از دانشگاه شاهد و دانشگاه الزهرا در رشته مهندسی کامپیوتر گرایش سخت‌افزار و رشته مهندسی کامپیوتر گرایش هوش مصنوعی دریافت کرده است. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه ایشان نهان‌نگاری و نهان‌کاوی، پردازش سیگنال، پردازش صوت و پردازش تصویر است.  
نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

[ftashari@gmail.com](mailto:ftashari@gmail.com)



**نوشین ریاحی** مدارک کارشناسی، کارشناسی ارشد و دکترای خود را به ترتیب در سال‌های ۶۴، ۶۸ و ۷۶ از دانشگاه صنعتی اصفهان و دانشگاه صنعتی شریف در رشته مهندسی برق گرایش الکترونیک دریافت کرده است. ایشان در حال حاضر