

فشرده‌سازی سیگنال‌های تنفسی با استفاده از روش کدکننده پیش‌بینی خطی بهینه شده توسط الگوریتم بهینه‌ساز نهنگ کوهان‌دار جهت انتقال با سونوبوی

سیدمحمد رضا موسوی^۱، مجید آقابابایی^۲، محمدجعفر ناصری^۳، محمد خویشه^۴

m_mosavi@iust.ac.ir

۱- استاد دانشکده مهندسی برق، دانشگاه علم و صنعت ایران

۲ و ۴- استادیار دانشکده مهندسی برق، دانشگاه علوم دریایی امام خمینی(ره) نوشهر

۳- دانشجوی کارشناسی ارشد برق الکترونیک، دانشگاه علوم دریایی امام خمینی(ره) نوشهر

چکیده

با توجه به اهمیت ارسال بلادرنگ سیگنال‌های پزشکی از زیر آب به سطح از یک سو و توانایی روش کدکننده پیش‌بینی خطی LPC در فشرده‌سازی سیگنال‌ها از سوی دیگر، این مقاله علائم حیاتی غواص را برای ارسال بلادرنگ با روش LPC فشرده‌سازی می‌کند. از سوی دیگر با توجه به وابسته بودن جان غواص به دقت ارسال این علائم و شباهت حداکثری سیگنال اصلی با سیگنال فشرده شده، دقت فشرده‌سازی در این حوزه از اهمیت بسیار بالای برخوردار است. روش LPC، علی‌رغم توانایی بالا در فشرده‌سازی از دقت مناسبی برای این کاربرد برخوردار نیست. این مقاله برای افزایش دقت فشرده‌سازی و کاهش خطای پیش‌بینی ضرایب LPC از الگوریتم بهینه‌ساز نهنگ کوهان‌دار (WOA) استفاده می‌کند. علاوه بر آن الگوریتم طراحی شده به صورت عملی بر روی یک نمونه سونوبوی خاص پیاده‌سازی شده است. نتایج این کدگذاری علاوه بر LPC استاندارد با دو روش فشرده‌سازی مبتنی بر تبدیل کسینوسی گسسته و نمونه‌برداری نرخ پایین مقایسه گردیده که نتایج عملی بدست آمده، نشان دهنده افزایش دقت الگوریتم پیشنهادی با حفظ نرخ فشرده‌سازی می‌باشد.

واژگان کلیدی: سونوبوی، فشرده‌سازی، سیگنال‌های تنفسی، نهنگ کوهان‌دار.

تاریخ دریافت مقاله : ۹۸/۰۸/۱۹

تاریخ پذیرش مقاله : ۹۹/۰۲/۱۲

۱- مقدمه

شبهات بسیار بالای سیگنال‌های تنفسی و سوناری به لحاظ ساختاری در استفاده از روش‌های فشرده‌سازی سیگنال‌های تنفسی در انتقال سیگنال‌های سوناری ما را یاری می‌رساند. سیگنال‌های تنفسی معمولاً با نرخ نمونه‌برداری از ۵ الی ۱۰ کیلو هرتز نمونه‌برداری می‌شود. بنابراین، برای انتقال سریع، قابل اعتماد و بلادرنگ، برای فشرده‌سازی داده‌ها یک گام پیش‌پردازش لازم است. با پیشرفت‌های اخیر در پردازش دیجیتال سیگنال، فشرده‌سازی سیگنال‌های بیولوژیکی توجه زیادی در برنامه‌های کاربردی پزشکی از راه دور به خود جلب کرده است [۴-۱]. در این مطالعات، یکی از روش‌های تبدیل موجک و یا برنامه‌نویسی پیش‌بینی برای فشرده‌سازی سیگنال‌های تصاویر پزشکی، نوار قلب ECG و الکترومایوگرام EMG مورد استفاده قرار گرفته است. با این حال، صداها تنفسی و بلع بیشتر شبیه به سیگنال گفتار از لحاظ تولید و ویژگی‌های آماری می‌باشد [۵].

یکی از رایج‌ترین روش‌ها برای فشرده‌سازی سیگنال گفتار مبتنی بر تبدیل کدگذاری است. در تبدیل کدگذاری، سیگنال S با فرض ثابت و واریانس σ^2 بافر شده در نظر گرفته می‌شود و هر بردار خطی X با استفاده از یک ماتریس واحد A تبدیل می‌شود که $A^T = A^{-1}$ و عناصر $Y = A \times X$ ضرایب تبدیل می‌باشند. این ضرایب به طور مستقل کوانتیزه شده و \hat{Y} را می‌سازند که هر کدام عناصر برای بازسازی تقریبی سیگنال اصلی مطابق شکل (۱) در گیرنده استفاده می‌شود ($\hat{X} = A^{-1} \times \hat{Y}$). تبدیل بهینه با ضرایب ناهمبسته تبدیل KLT^۱ می‌باشد که در مقادیر ویژه از سیگنال قرار دارند [۶]. با این حال، KLT سیگنال وابسته است و در بسیاری از برنامه‌های کاربردی محاسبه بردارهای ویژه از سیگنال غیر ممکن است [۵]. در مرجع [۷]، عملکرد تبدیل کسینوسی گسسته نشان داده شده است که بسیار نزدیک به عملکرد KLT است. عملکرد نزدیک به بهینه DCT ناشی از این واقعیت است که بردار DCT بردارهای ویژه از کلاس بزرگی از ماتریس توپیلایز^۲ می‌باشد [۸]. علاوه بر این عملکرد نزدیک به بهینه مقادیر DCT بر پایه بردارهای ثابت و مستقل از سیگنال پایه هستند و آن‌ها را می‌توان با استفاده از روش محاسباتی سریع تقریب زد [۹].

چالش بعدی در تبدیل کدگذاری برای انتخاب یک روش کارآمد اختصاص بیت‌ها به ضرایب تبدیل مختلف جهت کوانتیزه کردن است. تخصیص بیت مطلوب را با به حداقل رساندن کل خطای کوانتیزاسیون می‌توان یافت:

$$D = E \left[(X - \hat{X})^T \cdot (X - \hat{X}) \right] \quad (1)$$

با این شرط که تعداد بیت‌های موجود B ثابت باشد ($B = \sum_{i=1}^M b_i$). در رابطه (۱)، X مبین سیگنال اصلی، \hat{X} مبین سیگنال فشرده شده، M مبین تعداد کل تبدیل ضرایب است و b_i نشان‌دهنده تعداد بیت‌های مربوط به رقمی‌کننده Q_i برای رمزگذاری i امین ضریب تبدیل است ($i = 1, \dots, M$). طرح کلی از یک سیستم تبدیل کدگذاری در شکل (۱) نشان داده شده است. تعداد بهینه بیت‌های مربوط به هر رقمی‌کننده به واریانس تبدیل ضرایب ارتباط دارد [۱۰]. در جهت پیدا کردن واریانس ضرایب تبدیل، معمولاً، فرض بر این است که همه تبدیل ضرایب دارای تابع چگالی احتمال مشابه PDF^۳ هستند. در این مورد، تخصیص بیت BAM^۴ در قالب مراجع [۱۱ و ۱۰] بیان شده است.

$$b_i = \bar{b} + \frac{1}{2} \log_2 \frac{\sigma_i^2}{\rho^2} \quad (2)$$

که در آن، $\bar{b} = B/M$ مبین متوسط تعداد بیت در دسترس، σ_i مبین واریانس‌های i امین تبدیل مقادیر ضرایب و ρ^2 بین میانگین هندسی از واریانس ضرایب تبدیل شده است. BAMS ثابت مبتنی بر این است که سیگنال ثابت فرض شود. با این حال، در بسیاری از سیگنال‌ها ما با تاخیر سر و کار داریم. در کاربردهای واقعی مانند گفتار یا صداها تنفسی، سیگنال‌ها غیرثابت می‌باشند. برای پرداختن به خواص غیرثابت از سیگنال گفتار و افزایش عملکرد کلی روش‌های فشرده‌سازی، BAMS تطبیقی ارائه شده است که ما در این مقاله با تقسیم‌بندی به بخش‌های کوچک‌تر و جداسازی بخش‌های با آواهای باصدا و بی‌صدا سعی در ثابت کردن سیگنال‌های تنفسی جهت ارسال با سونوبوی را داشته‌ایم. در یکی از روش‌های BAM تطبیقی [۷]، طیف تبدیل ضرایب در هر پنجره توسط درون‌یابی لگاریتم از مقادیر مربع ضرایب تبدیل برآورد شده است. تخصیص کمی بهینه از هر پنجره بر اساس این برآورد مشخص است و به گیرنده به عنوان اطلاعات جانبی ارسال می‌گردد [۶].

³ Probability Density Function

⁴ Bit Allocation Method

¹ Karhunen Loeve Transform

² Toeplitz

طور متوسط نزدیک به صفر از سیگنال ثبت شده در هر پنجره، واریانس را می‌توان به عنوان یک توصیف مرتبه دوم از PDF فرض کرد. بنابراین، در مرجع [۵] واریانس سیگنال به عنوان یک ویژگی برای جدا کردن بخش‌های ایستا و غیرایستا از سیگنال ثبت شده است. حال آنکه با تکیه بر همین فرض الگوریتم LPC در فشرده‌سازی سیگنال‌های تنفسی از جایگاه مطلوبی برخوردار است.

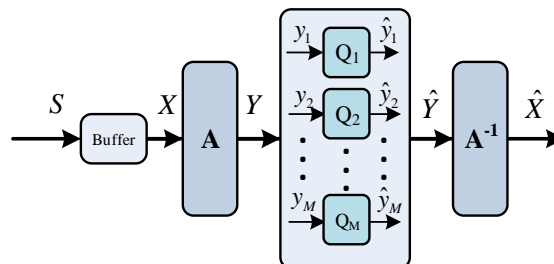
مراجع [۲۰ و ۲۱] به ارائه روش استفاده از ضرایب کپسترال مبتنی بر فرکانس مل جهت بهبود فشرده‌سازی سیگنال‌های گفتار با استفاده از شبکه‌های عصبی بر پایه استخراج ویژگی‌های سیگنال‌های گفتار پرداخته‌اند.

با وجود توانایی‌های ذکر شده برای LPC، سیگنال فشرده بدست آمده توسط این روش دارای شباهت کافی در مورد کاربرد تشخیص سیگنال‌های حیاتی غواص نمی‌باشد. برای این کاربرد که به دقت بسیار بالای احتیاج داریم باید خطای پیش‌بینی ضرایب LPC را کاهش داد. الگوریتم‌های فراابتکاری یکی از روش‌هایی است که در سال‌های اخیر برای بهینه‌سازی مسائل واقعی موجود در صنعت به طور گسترده‌ای مورد استفاده قرار گرفته است [۲۲-۲۷]. الگوریتم بهینه‌ساز نهنگ^۳ (WOA) در سال ۲۰۱۶ ارائه گردیده و از الگوریتم‌های فراابتکاری است [۲۸].

در این مقاله ما با این الگوریتم، خطای پیش‌بینی ضرایب LPC را به حداقل مقدار ممکن رسانده و بدین وسیله کیفیت فشرده‌سازی را نسبت به الگوریتم‌های متعارف افزایش می‌دهیم. این مقاله به این ترتیب سازمان‌دهی شده است. در بخش ۲ به توصیف کلی روش فشرده‌سازی LPC پرداخته می‌شود. در بخش ۳ مباحث مربوط به پیش‌پردازش و پردازش سیگنال ارائه خواهد شد. در بخش ۴ چگونگی بهینه‌سازی روش LPC توسط الگوریتم WOA شرح داده می‌شود و در نهایت در بخش ۵ نتایج روش فشرده‌سازی ارائه شده با روش‌های معیار مقایسه می‌گردد.

۲- کد کننده LPC

توجه به نحوه تولید سیگنال‌های تنفسی در سیستم صوتی و مدل‌سازی آن جهت استخراج خواص سیگنال‌های صوتی جهت انتخاب مدل کدگذاری سیگنال حائز اهمیت است.



شکل (۱) مدل فشرده‌سازی سیگنال‌های گفتار مبتنی بر تبدیل کدگذاری.

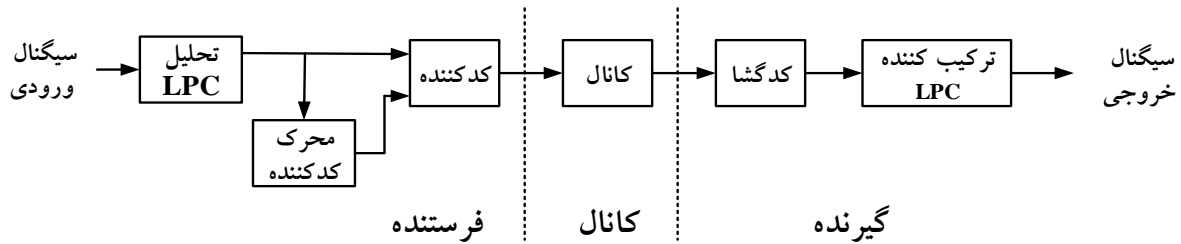
این روش بر مبنای ساختار فرمت سیگنال‌های گفتار و مدل شنوایی برای نشان دادن ساختار خوب در طیف گفتار است [۱۲ و ۱۳]. ویژگی‌های طیفی ضرایب DCT که با یک طرح پیش‌بینی خطی^۱ LPC و پارامترهای LPC مدل شده است، به عنوان اطلاعات جانبی برای به روزرسانی تخصیص بیت استفاده می‌شود. با توجه به ارتباط تنگاتنگ این برآورد طیفی به یک مدل Vocoder، این الگوریتم به عنوان روش انطباق به یک مدل Vocoder Driven شناخته شده است [۱۴]. خصوصیات و دیگرام این کدگذاری در شکل (۲) آمده است. در یکی دیگر از روش‌های تبدیل کدگذاری تطبیقی جهت گفتار خاص، مدل چندریختی^۲ برای به دست آوردن اطلاعات جانبی لازم برای به روزرسانی تخصیص بیت استفاده شده است [۱۵]. به دلیل نبودن یک روش مناسب خاص برای فشرده‌سازی صدای تنفسی که ویژگی‌های خاص این دسته از سیگنال‌ها را در نظر بگیرد، روش‌های مختلفی در مرجع [۱۶] بررسی شده است.

نتایج بهترین عملکرد فشرده‌سازی را با فرض PDF‌های مشابه رابطه (۲) برای همه تبدیل ضرایب نشان می‌دهد [۱۶]. همچنین، BAM تطبیقی بر اساس ویژگی‌های ایستا برای صداهای تنفسی ارائه شده است. در این مقاله با توجه به نوع تولید سیگنال‌های تنفسی و داشتن PDF ثابت روش LPC می‌تواند بسیار سودمند واقع شود. از جمله ویژگی‌های مختلف مورد بررسی برای صداهای تنفسی تقسیم‌بندی به بخش‌های ثابت است [۱۹-۱۷]. مزایای استفاده از واریانس جهت عملکرد نزدیک به مطلوب، هزینه محاسباتی کم و حساسیت کم به نویز و اندازه پنجره در مرجع [۱۹] مورد بررسی واقع شده است. علاوه بر این، PDF نمونه خوبی از خواص آماری از یک سیگنال است و با توجه به مقادیر به

^۳ Wall Optimization Algorithm

^۱ Linear Predictive Coding

^۲ Homomorphic



شکل (۲) مدل فشرده‌سازی سیگنال‌های گفتار مبتنی بر روش انطباق Driven Vocoder

البته باید در نظر گرفت که این مباحث برای یک قطعه کوچک صوت با خواص آماری ثابت صادق است که این قطعه را یک آوا در نظر می‌گیریم.

در کدکننده‌هایی که از روش LPC استفاده می‌کنند معمولاً بخشی از سیگنال با طول زمانی بین ۱۵ تا ۳۰ میلی‌ثانیه ثابت در نظر گرفته می‌شود که یک فریم را تشکیل داده و در این قطعه خواص آماری صوت ثابت فرض می‌شود که در سیگنال‌های تنفسی عموماً با سیگنال‌های باصدا که باید با استفاده از یک قطار ضربه مدل سازی شوند، درگیر خواهیم بود. با توجه به نوع تولید این سیگنال‌ها و بدست آوردن پوش آن در روش فشرده‌سازی LPC و همخوانی آن با روش ارسال امواج سوناری در این مقاله به بررسی فشرده‌سازی سیگنال‌های تنفسی با استفاده از روش LPC پرداخته شده است.

باید در نظر گرفت که عموماً در روش انتقال این سیگنال‌ها از فرستنده تا گیرنده فاصله چندانی وجود ندارد که می‌توان از اثرات دوپلری مخرب صرف نظر کرد. شکل سیگنال آواهای باصدا تقریباً یک شکل موج ثابت که بصورت پیوسته و پشت سر هم تکرار می‌شوند را دارد که می‌توان با عبور قطار ضربه از فیلتری که پاسخ ضربه آن شکلی شبیه به یک بخش از بخش‌های تکراری سیگنال را دارد، بازسازی کرد به طوری که فاصله بین پالس‌های قطار ضربه، دوره‌تناوب را شکل می‌دهد که این دوره تکرار یک پارامتر اساسی برای بازسازی صوت و شناخت پارامترهای اساسی آن است را نتیجه خواهد داد. در این الگوریتم از یک فیلتر سنتز صوت استفاده گردیده است. این فیلتر در روش LPC یک فیلتر تمام قطب با روابط زیر بیان می‌شود [۳۰]:

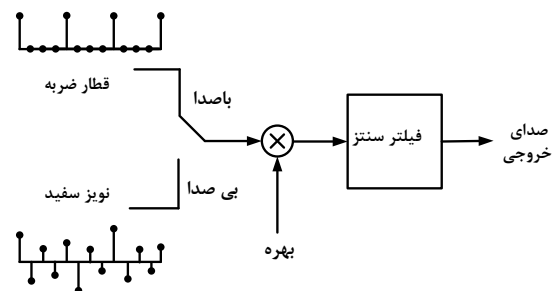
$$H(z) = \frac{G}{1 - a_1 z^{-1} - a_2 z^{-2} - L - a_p z^{-P}} \quad (3)$$

$$= \frac{S(z)}{E(z)} \quad \text{Frequency Domin}$$

در میان کدکننده‌های صوتی، کدکننده‌های با روش تحلیل پیش‌بینی خطی LPC مبتنی بر ایده تحلیل بوسیله بازسازی در محدوده نرخ‌های ۴۸۰۰ تا ۱۶۰۰۰ بیت بر ثانیه بدلیل داشتن کیفیت مطلوب سیگنال خروجی از جایگاه ویژه‌ای برخوردارند.

بررسی آواهای صوتی تحت دو دسته کلی باصدا و بی‌صدا در طراحی این کدکننده‌ها موثر است. به طوری که در آواهای باصدا تارهای صوتی مانع خروج عادی هوا از حنجره شده و ستون هوا بطور غیریکنواخت و تقریباً پالسی شکل وارد فضای دهان می‌شود. تولید آواهای باصدا با ارتعاش متناوب تارهای صوتی صورت می‌پذیرد. اما در تولید آواهای بی‌صدا تارهای صوتی کاملاً باز بوده و اینگونه اصوات بر اثر ایجاد مانع موقت بر سر راه ستون هوا در فضای دهان بوجود می‌آیند و وضعیتی مشابه یک منبع نویز گسترده بوجود می‌آورند [۲۹].

با تحقیقات پیرامون ساختمان تولید صوت و نیز ویژگی‌های آواهای باصدا و بی‌صدا که در مطالب فوق بیان شد می‌توان ساختار شکل (۳) را برای تحلیل و سنتز صوت در اینجا برای سیگنال‌های تنفسی ارائه داد که اساس روش LPC نیز است. تولید آواهای باصدا ناشی از یک قطار ضربه با دوره‌تناوب تکرار پیچ است و می‌توان با یک تقریب خوبی برای تولید آواهای بی‌صدا سیگنال تصادفی نویز سفید را در نظر گرفت.



شکل (۳) مدل فشرده‌سازی سیگنال‌های گفتار مبتنی بر کدکننده پیش‌بینی خطی.

$$\begin{aligned} \varphi_n(i, j) &= E\{s(n-i)s(n-j)\} \\ &= \sum_{m=0}^{N+P-1} s_n(m-i)s_n(m-j); \quad i=1, K, P, j=1, K, P \end{aligned} \quad (11)$$

با محاسبه $\varphi_n(i, j)$ در رابطه بدست آمده، ضرایب فیلتر پیش‌بین بدست خواهد آمد. به دو روش هم‌بسته^۱ AM و روش کوواریانس^۲ CM می‌توان به این ضرایب رسید. در روش هم‌بسته AM، فرض می‌شود که سیگنال $s_n(m)$ در خارج بازه $0 \leq m \leq N-1$ صفر است.

به عبارتی $s_n(m) = s(m+n)W(m)$ است که پنجره $W(m)$ می‌تواند به عنوان نمونه پنجره همینگ باشد که در آن صورت $e_n(m)$ خروجی سیستمی است که در P نقطه مقدار غیرصفر دارد.

$$E_n = \sum_{m=0}^{N+P-1} e_n^2(m) \quad (12)$$

در سیستم پیش‌بینی خطی همواره یک نمونه از سیگنال را به صورت ترکیب خطی از P نمونه قبلی می‌سازیم. بنابراین خطای پیش‌بین در ابتدای بازه زیاد است. چون نمونه‌های غیرصفر در $0 \leq m \leq N-1$ از نمونه‌های صفر در $m \leq 0$ پیش‌بینی می‌شوند. همین استدلال در مورد انتهای بازه که نمونه‌های صفر $N-1 \leq m \leq N-1+P$ از ترکیب خطی نمونه‌های غیرصفر $0 \leq m \leq N-1$ بدست می‌آیند، صادق است. به همین دلیل جهت کاهش خطا معمولاً از پنجره همینگ که دارای مقادیر کوچکی در ابتدا و انتهای پنجره دارد استفاده می‌کنیم. با توجه به تعریف تابع هم‌بسته خواهیم داشت:

$$\varphi_n(i, j) = r_n(|i-j|); \quad i=1, K, P, j=0, K, P \quad (13)$$

که در آن تابع هم‌بسته به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$r_n(j) = \sum_{m=0}^{N-1-j} s_n(m)s_n(m+j) \quad (14)$$

و با تلفیق روابط این بخش داریم:

$$\sum_{j=1}^P \alpha_j r_n(|i-j|) = r_n(i) \quad 1 \leq i \leq P \quad (15)$$

که نگاشت ماتریسی آن به صورت زیر خواهد بود:

$$\begin{bmatrix} r_n(0) & r_n(1) & \dots & r_n(P-1) \\ r_n(1) & \dots & \dots & r_n(P-2) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ M & M & M & M \\ r_n(P-1) & \dots & \dots & r_n(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \dots \\ M \\ \alpha_P \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_n(1) \\ r_n(2) \\ \dots \\ M \\ r_n(P) \end{bmatrix} \quad (16)$$

ماتریس رابطه (۱۶) یک ماتریس توپیلایز است که می‌توان با روش بازگشتی لوینسون^۳ و چولوسکی^۴ معادلات هم‌بسته

$$\begin{aligned} s(n) &= G.e(n) + a_1 \cdot s(n-1) + a_2 s(n-2) + \\ &L + a_p \cdot s(n-P) \quad \text{Time Domin} \\ &= Ge(n) + \sum_{i=1}^P a_i s(n-i) \end{aligned} \quad (4)$$

که در آن، P مبین درجه فیلتر یا درجه پیش‌بینی است. در این روش هر نمونه با نمونه‌های قبلی و ضرایب LPC تخمین زده می‌شود. در رابطه فوق، $s(n)$ سیگنال صوتی خروجی و $e(n)$ سیگنال تحریک و G بهره فیلتر و ضرایب a_1 تا a_p ضرایب فیلتر (ضرایب پیش‌بینی) می‌باشند. هر نمونه از سیگنال گسسته باید از روی نمونه‌های قبلی آن سیگنال با داشتن ضرایبی به نام ضرایب پیش‌بینی خطی تخمین زده شود. این ضرایب باید حداقل اختلاف را با سیگنال اصلی داشته باشند. در این الگوریتم به جای ارسال نمونه‌های سیگنال اصلی، فقط ضرایب بدست آمده و سیگنال خطا ارسال می‌گردد. اگر α_j تخمینی از a_j باشد، سیگنال خطا برابر خواهد بود با:

$$e(n) = s(n) - \sum_{j=1}^P \alpha_j s(n-j) \quad (5)$$

$$A(z) = 1 - \sum_{j=1}^P a_j z^{-j} \quad (6)$$

از طرفی می‌توان ضرایب α_j را با حداقل کردن متوسط مربع خطا بدست آورد:

$$E = E\{e^2(n)\} = E\left\{\left[s(n) - \sum_{j=1}^P \alpha_j s(n-j)\right]^2\right\} \quad (7)$$

با مشتق‌گیری از E و صفر قرار دادن ضرایب α_j خواهیم داشت:

$$E\left\{\left[s(n) - \sum_{j=1}^P \alpha_j s(n-j)\right] \cdot s(n-i)\right\} = 0; \quad i=1, K, P \quad (8)$$

که نشان می‌دهد $e(n)$ به $s(n-i)$ عمود است. پس خواهیم داشت:

$$\sum_{j=1}^P \alpha_j \varphi_n(i, j) = \varphi_n(i, 0); \quad i=1, K, P \quad (9)$$

$$\varphi_n(i, j) = E\{s(n-i)s(n-j)\}; \quad i=1, K, P \quad (10)$$

فرض ایستا بودن سیگنال در روابط بالا مهم است نظر به اینکه سیگنال‌های مورد نظر ما ایستا نمی‌باشند. بنابراین نیاز است که سیگنال‌های تنفسی که مورد بحث ما است به بخشهای کوچکتری تقسیم شوند تا فرض ایستا بودن رعایت گردد. پس خواهیم داشت:

³ Levinson

⁴ Cholesky

¹ Auto-Correlation Method

² Covariance Method

نوع دیگری از پیش‌بینی نیاز داریم. هدف ما در مرحله دوم پیش‌بینی، همان صاف کردن طیف سیگنال است. اما برخلاف تحلیل LPC در اینجا همبستگی بین نمونه‌های سیگنال را که به اندازه یک دوره تناوب پیچ و یا ضربی از آن از هم فاصله دارند، استخراج می‌کنیم. از این‌رو معمولاً آشکارسازی پیچ را آشکارسازی بلند مدت می‌نامند [۳۰].

۱-۳- عملیات پنجره کردن^۲ سیگنال ورودی

پنجره $w(n)$ بخشی از سیگنال صحبت را که باید پردازش شود، تعیین می‌کند. یک پنجره ایده‌آل باید در پاسخ فرکانسی خود دارای لوب اصلی بسیار باریک باشد تا قدرت تفکیک را افزایش دهد و همچنین هیچگونه لوب فرعی نداشته باشد که ما در اینجا از پنجره همینگ^۴ استفاده کرده‌ایم.

$$w(n) = \begin{cases} 0.54 - 0.46 \cos(2\pi n / M) & 0 \leq n \leq M \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (17)$$

۳-۳- نحوه پیاده‌سازی الگوریتم LPC

از یک سیگنال تنفسی یک قطعه به اندازه یک فریم که معمولاً بین ۵ تا ۲۵ میلی ثانیه (شامل ۴۰ تا ۲۰۰ نمونه) است، جدا کرده و سپس تحلیل LPC بر روی آن انجام می‌شود و پارامترهای صوت شامل ضرایب فیلتر LPC، بهره فیلتر LPC و نیز نوع فریم که در سیگنال‌های صوتی عموماً از نوع باصدا است از آن استخراج می‌گردد و پس از کدشدن ارسال می‌شود. سپس برنامه‌ای که نقش رمزگشا در روش LPC را دارد، پس از دریافت کدهای مزبور، پارامترهای فوق را بازیابی کرده و از روی پارامترهای فوق سیگنال را بازسازی می‌نماید. در این فرآیند عملیات پیش پردازش شامل حذف مقدار ثابت سیگنال و جبران‌سازی فرکانسی نیز انجام می‌گردد. جهت محاسبه ضرایب فیلتر LPC از روش هم‌بسته استفاده شده و برای حل معادلات هم‌بسته می‌توان هر یک از دو روش مستقیم ماتریسی و روش Levinson استفاده کرد. پس از محاسبه ضرایب فیلتر یا ضرایب انعکاسی آن‌ها را به همان صورت و یا پس از تبدیل به ضرایب LAR^5 یا ضرایب Arcsin به روش PCM معمولی کوانتیزه و کد می‌کنیم و این کدها را برای استفاده در فیلتر سنتز LPC در اختیار دیکودر قرار می‌دهیم [۳۰].

را با حجم محاسبات کمتری حل و ضرایب فیلتر، پارامتر $E(p)$ و ضرایب انعکاسی k_i را به سادگی بدست آورد [۳۰]. اما در روش کوواریانس بر خلاف روش AM به جای محدود کردن سیگنال در یک بازه، انرژی سیگنال خطا را در یک بازه محدود محاسبه می‌کنیم که در نهایت به ماتریسی شبیه به ماتریس روش AM می‌رسیم. محاسبات نشان می‌دهد (در این مقاله آورده نشده است) که برای آواهای باصدا و متناوب روش کوواریانس بهتر از روش هم‌بسته است.

۱-۲- کوانتیزاسیون پارامترهای LPC

با توجه به ارسال سیگنال‌های تنفسی با امواج سوناری و تاثیر نویز محیط انتشار، ضروری است که خطای کوانتیزاسیون در کد کردن این سیگنال‌ها بسیار کم باشد. بنابراین خود ضرایب LPC مستقیماً کوانتیزه نشده و از ضرایب انعکاسی^۱ RC^۱ استفاده می‌کنیم.

پایداری فیلتر سنتز زمانی که ضرایب انعکاسی بین ۱- و ۱ قرار بگیرند، قطعی خواهد بود. از طرفی این ضرایب نسبت به کوانتیزاسیون حساسیت کمتری دارند و می‌توان با استفاده از ضرایب k_i و ساختار فیلتر لیتیس^۲، فیلتر سنتز را پیاده‌سازی کرد. در اینگونه موارد بهتراست فیلتر معکوس LPC که در فرستنده برای محاسبه سیگنال تحریک استفاده می‌شود از نوع لیتیس باشد.

در این حالت اگر خروجی آن فیلتر به ورودی فیلتر بازسازی تغذیه شود، سیگنال خروجی شباهت بسیار زیادی به شکل سیگنال اولیه خواهد داشت. در اینجا به این نکته اشاره می‌کنیم که ضرایب فیلتر LPC و ضرایب انعکاسی با روابط بازگشتی قابل تبدیل به همدیگر می‌باشند [۳۰].

۳- تناوب در سیگنال صحبت

همبستگی بین نمونه‌های مجاور موجود در سیگنال توسط تحلیل LPC جدا می‌شود و این کار معادل با جدا کردن پوش طیفی موجود در طیف سیگنال است. اما بعد از تحلیل LPC هنوز تغییرات قابل توجهی در طیف وجود دارد و شبیه به طیف سفید نیست. به عبارت دیگر در سیگنال مانده همبستگی بلند مدت بین نمونه‌ها وجود دارد. برای جدا کردن ساختار متناوب سیگنال مانده یا سیگنال تحریک به

⁴ Hamming

⁵ Logarithmic Ratio

¹ Reflection Coefficients

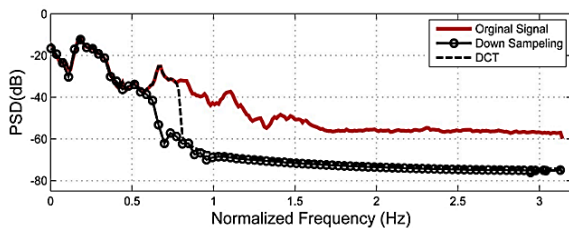
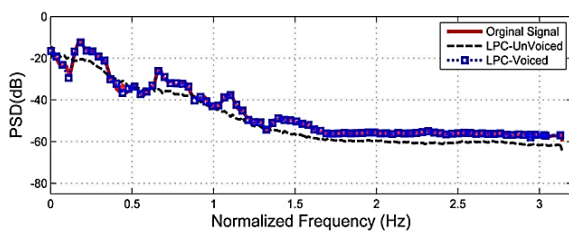
² Lattice

³ Windowing

به دلیل اینکه عمده سیگنال‌های تنفسی جزو سیگنال‌های باصدا محسوب می‌شوند، احتیاج به ارسال بیت تمایز سیگنال‌های بی‌صدا و باصدا نیست، ولی جهت عمومی‌سازی این الگوریتم هر دو حالت در نظر گرفته می‌شود. در شکل (۶) PSD حاصل از فشرده‌سازی روش‌های مبتنی بر تبدیل کسینوسی گسسته، نمونه‌برداری نرخ پایین^۱ و کدکننده پیش‌بینی خطی برای یک سیگنال نمونه رسم شده است. همانگونه که مشاهده می‌گردد، PSD بدست آمده از روش فشرده‌سازی مبتنی بر LPC برای سیگنال‌های باصدا تقریباً متناسب و برابر با سیگنال اصلی است. از طرفی روش مبتنی بر نمونه‌برداری نرخ پایین بدترین وضعیت را به خود اختصاص داده است.

۴- الگوریتم WOA

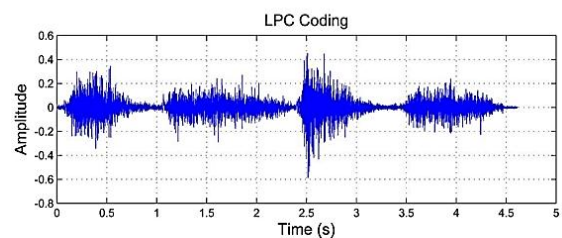
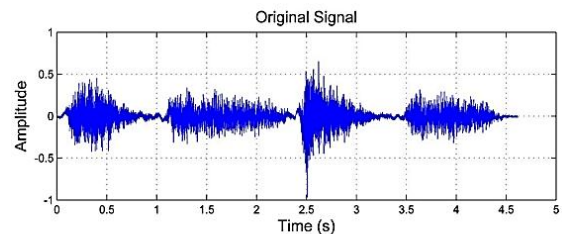
در این قسمت ایده و مدل ریاضی الگوریتم WOA به طور کامل توضیح داده می‌شود [۲۸] تا در قسمت بعد توسط این الگوریتم ضرایب بهینه LPC با کمترین خطای پیش‌بینی محاسبه گردند. ایده اصلی این الگوریتم از روش شکار نهنگ کوهان‌دار با نام "مدل تغذیه شبکه حبابی مارپیچی"^۲ الهام گرفته شده است. در این روش، نهنگ کوهان‌دار با شیرجه رفتن حدود ۱۲ متر به پایین و سپس شروع به ایجاد حباب به شکل مارپیچی در اطراف طعمه می‌کند.



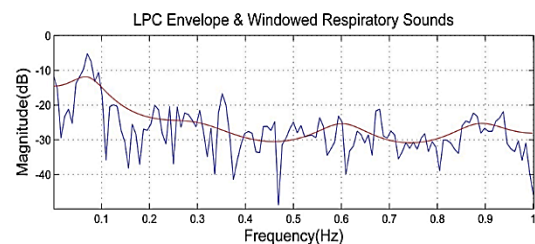
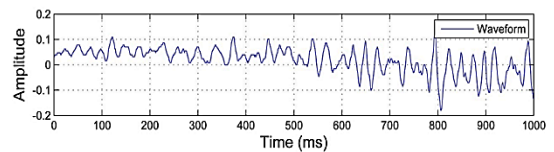
شکل (۶) (الف) مقایسه PSD حاصل از فشرده‌سازی روش مبتنی بر LPC با سیگنال اصلی در حالت باصدا و بی‌صدا و (ب) مقایسه PSD حاصل از فشرده‌سازی روش‌های مبتنی بر DCT و Down Sampling با سیگنال اصلی.

در شکل (۴) سیگنال اصلی و سیگنال کدگذاری شده با روش LPC جهت مقایسه آورده شده است. در شکل (۵) پوش طیف ورودی را مشاهده می‌کنیم. همانطور که انتظار داشتیم طیف یک سیگنال صوتی از نوع باصدا مانند حاصل ضرب قطار ضربه در یک منحنی نرم با تغییرات آرام است. از پوش حاصل از طیف ورودی فیلتر سنتز صوت بدست می‌آید.

در کدکننده با اعمال فیلتر معکوس LPC بر روی سیگنال ورودی، سیگنال تحریک ساخته و در کدگشا با اعمال فیلتر LPC بر روی سیگنال تحریک، سیگنال صوتی خروجی سنتز می‌گردد. تولید آواهای باصدا ناشی از یک قطار ضربه با دوره‌تناوب تکرار پیچ است و می‌توان با یک تقریب خوبی برای تولید آواهای بی‌صدا سیگنال تصادفی نویز سفید را در نظر گرفت.



شکل (۴) (الف) شکل موج سیگنال اصلی و (ب) شکل موج کدگذاری شده با روش پیش‌بینی خطی.



شکل (۵) (الف) قسمتی از شکل موج و (ب) پوش طیف سیگنال اصلی.

^۲. Bubble-net Feeding

^۱ Down Sampling

که در آن، \vec{a} بصورت خطی از ۲ به صفر در طول تکرار دوره کاهش می‌یابد (در هر دو مرحله اکتشاف و بهره‌برداری) و بردار تصادفی در بازه $[-1, 1]$ است.

شکل (۸-الف) اساس منطق رابطه (۱۹) را برای یک مسأله دوبعدی نشان می‌دهد. موقعیت (X, Y) یک عامل جستجو را می‌تواند با توجه به موقعیت بهترین رکورد بدست آمده (X^*, Y^*) بروز کرد. مکان‌های مختلف در اطراف بهترین عامل را می‌توان با توجه به موقعیت فعلی با تنظیم مقادیر بردار \vec{A} و \vec{C} به دست آورد.

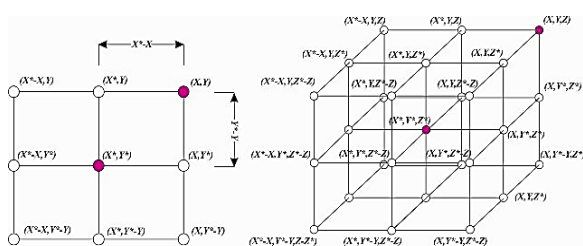
امکان به‌روز رسانی یک عامل جستجو در فضای سه بعدی در شکل (۸) نشان داده شده است. لازم به ذکر است که می‌توان با تعریف بردار تصادفی \vec{r} امکان رسیدن به هر موقعیت در فضای جستجو واقع در بین نقاط نشان داده شده در شکل (۸) فراهم کرد. بنابراین، رابطه (۱۹) امکان بروز رسانی مکان هر عامل جستجو را در همسایگی بهترین راه‌حل فعلی و شبیه‌سازی محاصره طعمه، فراهم می‌نماید.

همان مفهوم را می‌توان به فضای جستجو n بعدی توسعه داد و عوامل جستجو را در یک فضای مکعب در اطراف آخرین و بهترین راه‌حل به دست حرکت داد. همانطور که در بخش قبلی نیز ذکر شد، نهنگ کوهان‌دار جهت حمله به طعمه از مدل حمله شبکه حبابی استفاده می‌کند. این روش ریاضی در ادامه شرح داده می‌شود.

۲-۱-۴- روش حمله شبکه حبابی (مرحله نهایی)

به منظور مدل‌سازی ریاضی مدل شبکه حبابی نهنگ کوهان‌دار، دو روش که در ادامه بیان می‌گردد، طراحی شده است:

۱- حلقه محاصره تنگ: این کار را با کاهش مقدار \vec{a} در رابطه (۲۰) می‌توان به دست آورد. توجه به این نکته ضروری است که محدوده نوسان \vec{A} توسط \vec{a} کاهش می‌یابد.



شکل (۸) بردار دو و سه بعدی موقعیت و مکان بعدی احتمالی آن‌ها (X^*) بهترین راه‌حل بدست آمده تاکنون).

سپس با شنا کردن به سمت سطح سعی در به دام انداختن طعمه دارد. مانور بعدی شامل سه مرحله مختلف، حلقه مخروطی، تنگ کردن حلقه و حلقه محاصره را شامل می‌شود. اطلاعات دقیق در مورد این رفتارها را می‌توان در مرجع [۳۱] مطالعه نمود (مطابق شکل (۷)).

۱-۴- مدل ریاضی الگوریتم WOA

۱-۴-۱- محاصره طعمه

نهنگ کوهان‌دار با محاصره طعمه می‌تواند محل طعمه را تشخیص داده و آن‌ها را در محاصره خود درآورد. از آنجایی که موقعیت طعمه در طراحی بهینه در فضای جستجو شناخته شده، قابل پیش‌بینی نیست، الگوریتم WOA فرض می‌کند که در حال حاضر بهترین راه‌حل، نامزد محل طعمه و یا نزدیک به هدف است. پس بهترین عامل جستجو تعریف می‌گردد و موقعیت دیگر عوامل جستجو نسبت به بهترین عامل جستجو به‌روز رسانی خواهند شد. در ادامه روابطی که این رفتار را توصیف می‌نماید، بیان می‌گردد:

$$\vec{D} = \left| \vec{C} \cdot X^*(t) - X(t) \right| \quad (18)$$

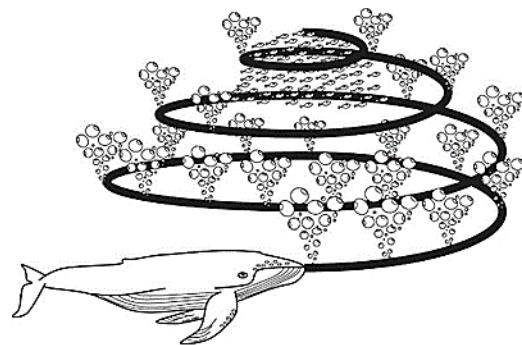
$$\vec{X}(t+1) = X^*(t) - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (19)$$

که در آن، t مبین تکرار وضعیت، \vec{A} و \vec{C} بردار ضریب، X^* بردار موقعیت بهترین راه‌حل به دست آمده تاکنون است، \vec{X} بردار مکان جسم، نماد $||$ قدر مطلق است و $(.)$ ضرب داخلی می‌باشد. لازم به ذکر است اگر یک راه‌حل بهتر وجود داشته باشد، X^* باید در هر تکرار به‌روز گردد.

بردار \vec{A} و \vec{C} به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\vec{A} = 2 \vec{a} \cdot \vec{r} - \vec{a} \quad (20)$$

$$\vec{C} = 2 \cdot \vec{r} \quad (21)$$



شکل (۷) مدل تغذیه شبکه حبابی ماریچی.

که در آن، p مبین یک عدد تصادفی در بازه $[-1,1]$ است. روش شبکه حبابی، نهنگ کوهان دار برای جستجو طعمه به صورت تصادفی می باشد. مدل ریاضی این جستجو به شرح زیر است:

۳-۱-۴- جستجو برای طعمه (مرحله اکتشاف)

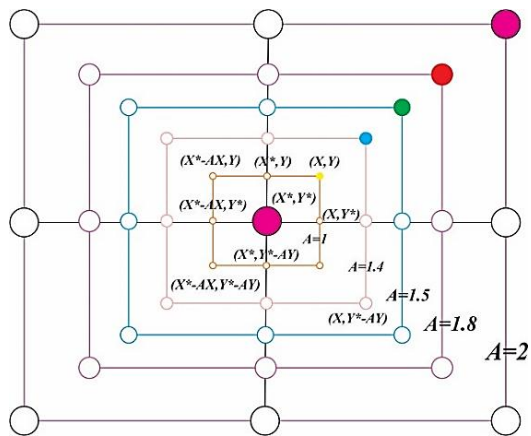
همین رویکرد بر اساس تغییر بردار \vec{A} مورد استفاده جهت جستجو برای طعمه (اکتشاف) قرار می گیرد. در واقع، نهنگ های کوهان دار به صورت تصادفی با توجه به موقعیت یکدیگر جستجو می کنند. بنابراین، ما با استفاده از \vec{A} با مقادیر تصادفی بیشتر از ۱ یا کمتر از -۱ باید عامل جستجو را جهت حرکت به دور از یک نهنگ مرجع وادار نماییم.

در مقابل در مرحله بهره برداری، ما موقعیت یک عامل جستجو را در مرحله اکتشاف با توجه به عامل جستجو که به صورت تصادفی انتخاب شده به جای بهترین عامل جستجو فعلی به روز رسانی می کنیم. این مکانیزم $|\vec{A}| > 1$ جستجو الگوریتم WOA را به یک الگوریتم جستجوی جهانی تبدیل می کند. مدل ریاضی به شرح زیر است:

$$\vec{D} = \left| \vec{C} \cdot X_{rand} - X \right| \quad (25)$$

$$\vec{X}(t+1) = X_{rand} - A \cdot D \quad (26)$$

که در آن، X_{rand} یک بردار موقعیت تصادفی (یک نهنگ تصادفی) انتخاب شده از جمعیت نهنگ ها است. برخی از موقعیت های ممکن در اطراف یک راه حل ویژه با $A > 1$ در شکل (۱۰) نشان داده شده است. الگوریتم WOA با مجموعه ای از راه حل های تصادفی شروع می شود.



شکل (۱۰) شیوه اجرای الگوریتم در اطراف یک راه حل.

به عبارت دیگر \vec{A} یک مقدار تصادفی در بازه $[-a, a]$ است که در آن مقدار a از دو به صفر در طول تکرار دوره کاهش می یابد. با تنظیم مقادیر تصادفی برای \vec{A} در یک بازه $[-1,1]$ می توان موقعیت جدید یک عامل جستجو را هر جایی بین موقعیت واقعی عامل و بهترین موقعیت حال حاضر عامل تعریف کرد. شکل ۹-الف موقعیت های ممکن (X, Y) نسبت به (X^*, Y^*) که می تواند توسط $0 \leq A \leq 1$ در یک فضای دو بعدی به دست آید را نشان می دهد.

۲- به روزرسانی وضعیت مارپیچی: همانطور که در شکل ۹-ب مشاهده می گردد، در این شیوه ابتدا فاصله بین نهنگ در موقعیت (X, Y) و طعمه در وضعیت (X^*, Y^*) محاسبه می شود. یک معادله مارپیچی بین موقعیت نهنگ و طعمه با تقلید از حرکت مارپیچی شکل نهنگ کوهان دار برابر معادلات زیر ایجاد می گردد:

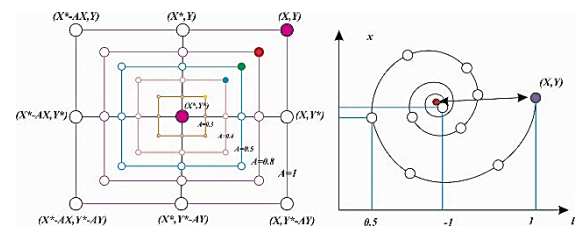
$$\vec{X}(t+1) = \vec{D}' \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + \vec{X}^*(t) \quad (22)$$

که در آن:

$$\vec{D}' = \left| \vec{X}^*(t) - \vec{X}(t) \right| \quad (23)$$

فاصله A_m نهنگ با طعمه (بهترین راه حل حاصل تاکنون) را نشان می دهد که b ثابتی برای تعریف شکلی از لگاریتم مارپیچی است، l یک عدد تصادفی در بازه $[-1,1]$ و (\cdot) ضرب داخلی است. نکته مهم اینکه نهنگ کوهان دار در اطراف طعمه بصورت دایره ای و همزمان در حال تنگ کردن دایره در امتداد یک مسیر مارپیچ شکل شنا می کند. برای مدل سازی این رفتار، فرض می کنیم که احتمال انتخاب 0.5 درصدی بین تنگ کردن مدل محاصره و مدل مارپیچی برای به روز رسانی موقعیت نهنگ در طول بهینه سازی وجود دارد. مدل ریاضی به شرح زیر است:

$$\vec{X}(t+1) = \begin{cases} \vec{X}^*(t) - A \cdot D & \text{if } p < 0.5 \\ \vec{D}' \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + \vec{X}^*(t) & \text{if } p \geq 0.5 \end{cases} \quad (24)$$



شکل (۹) روش حمله شبکه حبابی: (الف) بروزرسانی موقعیت مارپیچی و (ب) تنگ کردن حلقه محاصره.

به بهره‌برداری $|A^T| < 1$ اختصاص داده شده‌اند. شایان ذکر است WOA فقط شامل دو پارامتر اصلی داخلی (A, C) جهت تنظیم است.

۲-۴- استفاده از الگوریتم WOA به منظور بهینه‌سازی ضرایب LPC

با توجه به توانایی‌های منحصر بفرد الگوریتم WOA، در این مقاله از این الگوریتم برای بهینه‌سازی ضرایب LPC استفاده می‌شود. بدین منظور در این بخش نحوه‌ی تعریف مسأله بهینه‌سازی ضرایب LPC توسط الگوریتم WOA توضیح داده می‌شود.

طراحی محل طعمه و تابع شایستگی دو بخش بسیار مهم الگوریتم فراابتکاری WOA برای حل مسأله بهینه‌سازی ضرایب LPC است. همان‌گونه که در بخش قبل ذکر شد، هر محل طعمه در فضای جستجو باید قادر به نشان دادن یک راه حل ممکن برای مسأله باشد. تابع شایستگی باید قادر به ارزیابی محل طعمه‌ها به عنوان راه‌حل‌های ممکن برای مسأله بهینه‌سازی باشد. در این مقاله، مسأله پیدا کردن ضرایب LPC به‌صورتی است که می‌تواند سیگنال تنفس غواص را با خطای کمتری فشرده‌سازی نماید.

در هر تکرار، عوامل جستجو موقعیت خود را با توجه به هر یک از عامل جستجو که بصورت تصادفی یا بهترین راه‌حل به دست آمده تاکنون بوده انتخاب و به‌روز رسانی می‌گردند. پارامتر a از مقدار دو به صفر به منظور ارائه اکتشاف و بهره‌برداری کاهش یافته است. یک عامل جستجوی تصادفی زمانی انتخاب می‌شود که رابطه $|A^T| > 1$ برقرار باشد، در حالی که بهترین راه‌حل انتخاب شده برای به‌روز رسانی موقعیت عامل جستجو زمانی است که رابطه $|A^T| < 1$ برقرار باشد. بسته به مقدار p ، WOA قادر به انتخاب بین حرکت مارپیچ و دایره‌ای است. در نهایت، الگوریتم WOA با معیار رضایت‌مندی به پایان می‌رسد. شبه کد الگوریتم WOA در شکل (۱۱) ارائه شده است. از نقطه نظر تئوری، الگوریتم WOA می‌تواند به عنوان یک الگوریتم بهینه‌ساز جهانی به دلیل ویژه‌گی‌های اکتشاف و بهره‌برداری در نظر گرفته شود. علاوه بر این، مدل مکعب پیشنهادی، یک فضای جستجو را در همسایگی بهترین راه‌حل تعریف می‌کند و اجازه می‌دهد تا دیگر عوامل جستجو برای بهره‌برداری از بهترین رکورد حال حاضر در داخل آن دامنه حرکت نمایند. تنوع تطبیقی بردار جستجو اجازه می‌دهد تا الگوریتم‌های WOA به صورت یکنواخت بین اکتشاف و بهره‌برداری قرار گیرد. با کاهش A ، برخی تکرارها به اکتشاف $|A^T| \geq 1$ و بقیه

```

Initialize the whales population  $X_i(i = 1, 2, \dots, n)$ 
Calculate the fitness of each search agent
 $X^*$  = the best search agent
While ( $t <$  maximum number of iterations)
  for each search agent
    Update  $a, A, C, l$ , and  $p$ 
    if1 ( $p < 0.5$ )
      if2 ( $|A| < 1$ )
        Update the position of the current search agent by the Eq.(18)
      else if2 ( $|A| \geq 1$ )
        Select a random search agent ( $X_{rand}$ )
        Update the position of the current search agent by the Eq.(26)
      end if2
    else if1 ( $p \geq 0.5$ )
      Update the position of the current search by the Eq.(22)
    end if1
  end for
  Check if any search agent goes beyond the search space and amend it
  Calculate the fitness of each search agent
  Update  $X^*$  if there is a better solution
   $t = t + 1$ 
end while
return  $X^*$ 

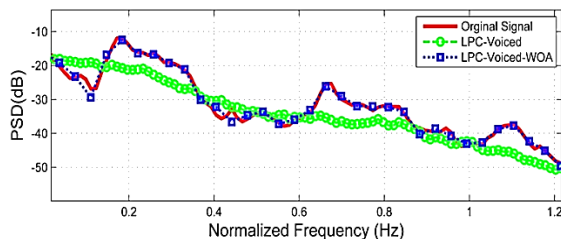
```

شکل (۱۱) شبه کد الگوریتم مورد نظر.

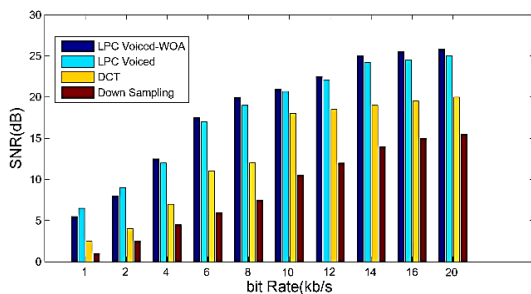
نشان دهنده این است که افزایش نرخ بیت از ۱۴ کیلو بیت بر ثانیه، تغییرات قابل ملاحظه‌ای در مقدار SNR بدست آمده در شکل (۱۳) نداشته و این امر مناسب کاربردهای دریایی نمی‌باشد. از سویی، نتایج بدست آمده موید کارایی بالای این روش در گستره سیگنال‌های تنفسی در کاربردهای دریایی خصوصا ارسال بلادرنگ توسط تجهیزاتی مانند سونوبوی است.

۵- نتیجه‌گیری

با توجه به مطالب گفته شده آواهای باصدا با ارتعاش متناوب تارهای صوتی ایجاد می‌گردند و از طرفی منحنی هم‌بسته برای یک فریم باصدا باید نوساناتی کمتر از ۴۰ داشته باشد. این شرایط مناسبی را جهت مدل‌سازی سیگنال‌های تنفسی با استفاده از مدل قطار ضربه در روش مبتنی بر LPC فراهم می‌نماید. همان‌گونه که اشاره شد، پیاده‌سازی مدل LPC برگرفته از سیستم تولید صوت در انسان است. از طرفی گرچه در مقایسه با سایر روش‌های مرسوم را داشته، اما از دقت کافی در فشرده‌سازی سیگنال‌های تنفسی برخوردار نیست. به این ترتیب جهت بالا بردن کیفیت مناسب از الگوریتم فراابتکاری WOA استفاده شد.



شکل (۱۲) مقایسه PSD حاصل از فشرده‌سازی با ضرایب بدست آمده مبتنی بر روش تحلیلی و روش مبتنی بر استفاده از الگوریتم WOA.



شکل (۱۳) انحراف معیار مقادیر SNR برای نرخ‌های مختلف نمونه‌برداری در چهار روش ارائه شده.

بنابراین، هر مجموعه‌ای از ضرایب LPC می‌تواند در الگوریتم WOA یک محل طعمه بوده و همه محل‌های محتمل یک جمعیت را بسازد. از آنجا که مسأله اصلی به حداقل رساندن خطای پیش‌بینی است، توابع شایستگی به عنوان حداکثر خطای پیش‌بینی به صورت رابطه (۲۷) تعریف می‌شود:

$$f(i) = \max \left(\left| \hat{s}[n] - s[n] \right| \right), 1 \leq i \leq N \quad (27)$$

که در آن، $\hat{s}[n]$ و $s[n]$ به ترتیب مبین سیگنال پیش‌بینی و سیگنال اصلی است و N تعداد محل طعمه‌ها معرفی شده در جامعه است. به حداقل رساندن تابع شایستگی در طول الگوریتم دقت پیش‌بینی را بهبود می‌دهد. شکل (۱۰) نشان دهنده بلوک دیاگرام پیشنهادی جهت الگوریتم تکاملی برای پیدا کردن ضرایب بهینه LPC است. در شکل (۱۰)، C_i ، $1 \leq i \leq 8$ مبین آمین ضریب LPC است. در این تحقیق ما از تعداد ۸ ضریب LPC برای پیش‌بینی سیگنال تنفسی غواص استفاده کرده‌ایم [۳۱].

همانطور که در شکل (۱۰) مشاهده می‌شود، هر محل طعمه شامل تعداد ۸ ضریب LPC است که می‌تواند یک راه حل ممکن برای مسأله باشد. در مرحله ۱، محل طعمه‌ها به صورت تصادفی مقداردهی می‌شوند. پس از آن، محل طعمه‌ها در یک حلقه باز توسط الگوریتم WOA به روزرسانی می‌شوند. در این حلقه افراد با استفاده از تابع شایستگی شرح داده شده توسط رابطه (۲۷) به تکامل می‌رسند.

۳-۴- نتایج شبیه‌سازی WOA

از آنجایی که در شکل (۶) بهترین وضعیت برای فشرده‌سازی ضرایب LPC بدست آمد. از این رو در این بخش بهترین نتیجه قبلی را با حالتی که از الگوریتم فراابتکاری استفاده شده است، مقایسه می‌کنیم. شکل (۱۲) نتایج شبیه‌سازی برای PSD حاصل از فشرده‌سازی با ضرایب بدست آمده مبتنی بر روش تحلیلی و روش مبتنی بر استفاده از الگوریتم WOA را برای سیگنال‌های باصدا نشان می‌دهد. نتایج وضعیت مطلوب‌تری در روش مبتنی بر الگوریتم WOA را جهت بدست آوردن ضرایب LPC در PSD سیگنال‌های تنفسی نشان می‌دهد.

در شکل (۱۳) نتایج شبیه‌سازی متوسط انحراف معیار SNR برای چهار روش فشرده‌سازی ضرایب LPC، روش مبتنی بر الگوریتم WOA، روش‌های مبتنی بر DCT و روش Down Sampling نشان داده شده است. نتایج شبیه‌سازی

- [9] M. Khishe, M. R. Mosavi and A. Moridi "Chaotic Fractal Walk Trainer for Sonar Data Set Classification using Multi-Layer Perceptron Neural Network and Its Hardware Implementation," *Applied Acoustics*, Vol.137, pp.121-139, 2018.
- [10] J. Huang, and P. Schultheiss, "Block Quantization of Correlated Gaussian Random Variables", *IEEE Trans. Commun. Syst*, Vol.CS-11, No.3, pp.289-296, 1963.
- [11] A. Gersho, and R. Gray, "Vector Quantization and Signal Compression. New York", Springer-Verlag, 1991.
- [12] J. Markel, and A. Gray, "Linear Prediction of Speech", Springer-Verlag, 1976.
- [13] L. Rabiner and R. Schafer, "Digital Processing of Speech Signals Englewood Cliffs, NJ", Prentice-Hall, 1978.
- [14] J. Tribolet, and R. Crochiere, "Frequency Domain Coding of Speech", *IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Process*, Vol.27, No.5, pp.512-530, 1979.
- [15] R. Cox and R. Crochiere, "Real-Time Simulation of Adaptive Transform Coding", *IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Process*, Vol.ASSP-29, No.2, pp.147-154, 1981.
- [16] A. Yadollahi, Z. Moussavi, and P. Yahampath, "Adaptive Compression of Respiratory and Swallowing sounds", *IEEE Eng. Med. Biol. Soc*, pp.517-520, 2006.
- [17] M. Pourazad, Z. Moussavi, and G. Thomas, "Heart Sound Cancellation from Lung Sound Recordings using Adaptive Threshold and 2D Interpolation in Time-Frequency domain", *IEEE Eng. Med. Biol. So*, pp.2586-2589, 2003.
- [18] M. Aboofazeli and Z. Moussavi, "Automated Classification of Swallowing and Breath Sounds", *IEEE Eng. Med. Biol. Soc*, pp.3816-3819, 2004.
- [19] A. Yadollahi and Z. Moussavi, "A Robust Method for Heart Sound Localization using Lung Sounds Entropy", *IEEE Trans. Biomed. Eng*, Vol.53, No.3, pp.497-502, 2006.
- [20] M. Cernak, A. Asaei, and A. Hyafil, "Cognitive Speech Coding: Examining the Impact of Cognitive Speech Processing on Speech Compression", *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol.35, pp.97-109, 2018.
- [21] P. Singh, M. K. Mukul and R. Prasad "Bone Conducted Speech Signal Enhancement using LPC and MFCC", *International Conference on Intelligent Human Computer Interaction*, pp.148-158, 2018.
- [22] E. Bonabeau, M. Dorigo and G. Theraulaz, "Swarm Intelligence: from Natural to Artificial Systems", Oxford University Press, New York, 1999.
- [23] M. Dorigo, M. Birattari and T. Stutzle, "Ant Colony Optimization," *Computational Intelligence Magazine*, Vol.1, No.4, pp.28-39, 2006.
- با این مفروضات در این مقاله، روش مبتنی بر کدکننده پیش‌بینی خطی برای سیگنال‌های تنفسی در دو بخش روش‌های مرسوم و استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری پیاده‌سازی و مقایسه گردیده است. نتایج بدست آمده در روش فشرده‌سازی مبتنی بر کدکننده پیش‌بینی خطی در مقایسه با سایر روش‌های مرسوم دیگر، بهترین نتایج را برای سیگنال‌های باصدا به خود اختصاص داده است، ولی استفاده از روش مبتنی بر الگوریتم فراابتکاری WOA نتایج بهتری ارائه نمود. لذا با توجه به نتایج بدست آمده و خصوصیات سیگنال‌های تنفسی برای قطعه‌های باصدا، این روش می‌تواند بیشتر سودمند باشد. از این رو هدف آینده گروه تحقیقاتی ما در پیاده‌سازی این روش به صورت گسترده در کاربردهای عملی خواهد بود.

۶- مراجع

- [1] A. Cohen and Y. Zigel, "Compression of Multichannel ECG through Multichannel Long-Term Prediction", *IEEE Eng. Med. Biol. Mag*, Vol.17, No.1, pp.109-115, 1998.
- [2] R. Istepanian, L. Hadjileontiadis, and S. Panas, "ECG Data Compression using Wavelets and Higher Order Statistics Methods", *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed*, Vol.5, No.2, pp.108-115, 2001.
- [3] H. Wen-Jyi, C. Ching-Fung, and L. Kuo-Jung, "Scalable Medical Data Compression and Transmission using Wavelet Transform for Telemedicine Applications", *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed*, Vol.7, No.1, pp.54-63, 2003.
- [4] E. Carotti, J. D. Martin, D. Farina, and R. Merletti, "Linear Predictive Coding of Myoelectric Signals", In *Proc. Int. Conf. Acoust. Speech Signal Process*, Philadelphia, Vol.5, pp.629-632, 2005.
- [5] A. Yadollahi, and Z. Moussavi, "Respiratory Sounds Compression", *IEEE. Trans. Biomed. Eng*, Vol.55, No.4, pp.1336-1343, 2006.
- [6] M. R. Mosavi, M. Khishe, G. R. Parvizi, M. J. Naseri, and M. Ayat, "Training Multi-Layer Perceptron Utilizing Adaptive Best-mass Gravitational Search Algorithm to Classify Sonar Dataset," *Archive of Acoustics*, Vol.44, No.1, pp.137-151, 2019.
- [7] R. Zelinski and P. Noll, "Adaptive Transform Coding of Speech Signals", *IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Process*, Vol.ASSP-25, No.4, pp.299-309, 1977.
- [8] N. Ahmed and K. Rao, "Orthogonal Transforms for Digital Signal Processing. New York", Springer-Verla, 1975.

- [24] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle Swarm Optimization", IEEE International Conference on Neural Networks, Vol.4, pp.1942-1948, 1995.
- [25] S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt and M. P. Vecchi, "Optimization by Simulated Annealing", Science, New Series, Vol.220, No.4598, pp.671-680, 1983.
- [26] S. Mirjalili, S. M. Mirjalili and A. Lewis, "Grey Wolf Optimizer", Advances in Engineering Software, Vol.69, pp.46-61, 2014.
- [27] M. Khishe, M. R. Mosavi, and M. Kaveh, "Improved Migration Models of Biogeography-based Optimization for Sonar Data Set Classification using Neural Network," Applied Acoustic, Vol.118, pp.15-29, 2017.
- [28] S. Mirjalili and A. Lewis, "The Whale Optimization Algorithm", Advances in Engineering Software, Vol.95, pp.51-67, 2016.
- [۲۹] همایون پور، محمدمهدی، "پژوهشنامه تبدیل متن به گفتار"، شورای عالی اطلاع رسانی، شماره ۱۱-۲۳۷۸۰۱۱، ۱۳۹۰.
- [۳۰] راضیه، سلیمیان، "کدکننده نیم نرخ بر اساس الگوریتم vsep"، پایان نامه کارشناسی، دانشگاه فردوسی مشهد، ۱۳۸۵.
- [31] J. Goldbogen, A. Friedlaender, J. Calambokidis, M. Mckenna, M. Simon and D. Nowacek, "Integrative Approaches to the Study of Baleen Whale Diving Behavior, Feeding Performance, and Foraging Ecology", BioScience, Vol.63, pp.90-100, 2013.
- [32] H. Marvi, Z. Esmailyan and A. Harimi, "Estimation of LPC Coefficients using Evolutionary Algorithms", Journal of AI and Data Mining, Vol.1, No.2, pp.111-118, 2013.