

## چکیده:

در این پایان نامه یک الگوریتم وفقی مبتنی بر جمعیت اجتماع ذرات (PSO) برای حذف اکوی ایجاد شده در خط تلفن ثابت ارائه شده است. الگوریتم پیشنهادی بر روی مدل مسیر اکو معرفی شده اعمال شده است. از این الگوریتم جهت بهینه سازی پارامترهای موجود در مدل مسیر اکو که در این حالت ضرایب یک فیلتر FIR است، استفاده کرده ایم. تا بتوان با ایجاد یک فیلتر تطبیقی مناسب به تولید نسخه ی عینی و المثنی اکوی مختلط دست یافت. و نهایتاً " با کم کردن آن از اصل اکو مقدار آن را به حداقل رساند. نتایج بدست آمده از این الگوریتم کاهش 70dB مقدار اکو را نشان می دهد. با بکارگیری این الگوریتم به میزان زیادی از پیچیدگی محاسباتی الگوریتم های سنتی موجود کاسته شده و همچنین از به دام افتادن الگوریتم در نقاط بهینه محلی نیز جلوگیری می شود. جهت افزایش سرعت همگرایی الگوریتم تغییراتی در ساختار الگوریتم استاندارد PSO ایجاد کرده ایم. به این منظور بعد از تعداد تکرار مشخصی، تابع معیار ذرات بررسی می شود و به آن گروه از ذراتی که رشد قابل ملاحظه ای در تابع معیار آنها رخ نداده است، شانس مجدد برای جستجوی فضای جواب مسئله داده می شود. همچنین در صورتی که بعد از ایجاد همگرایی تغییراتی در مدل مسیر اکو ایجاد شود، الگوریتم پیشنهادی قادر است این تغییرات را با سرعت خوبی دنبال کند و به همگرایی مجدد دست یابد.

**کلمات کلیدی : حذف اکو، روش بهینه سازی اجتماع ذرات، فیلتر وفقی، فیلتر FIR**

## فهرست مطالب

شماره و عنوان بخش	شماره صفحه
فصل اول:	۱۰
مقدمه ای بر حذف اکو.....	۱۰
۱-۱- مقدمه.....	۱۱
۲-۱- تاریخچه کنترل اکو:.....	۱۲
۱-۲-۱- تضعیف.....	۱۲
۲-۲-۱- اکو زداها.....	۱۳
برش دادن:.....	۱۶
۳-۲-۱- حذف کننده اکو.....	۱۶
فصل دوم:.....	۲۱
چگونگی تولید اکو.....	۲۱
۱-۲- مقدمه.....	۲۲
۲-۲- اکوی مختلط.....	۲۲
۱-۲-۲- ترانسفورماتور هیبرید در PSTN.....	۲۳
۲-۲-۲- ترانسفورماتور هیبرید در دستگاه تلفن.....	۲۵
۳-۲-۲- ترانسفورماتور هیبرید.....	۲۶
۴-۲-۲- صدای جانبی گوشه (sidetone).....	۲۹

۲۹	۳-۲- روش های اندازه گیری مشخصات مسیر اکو.....
۲۹	۳-۲-۱- پروسه اندازه گیری.....
۳۱	۳-۲-۲- محاسبه پاسخ ضربه مسیر اکو.....
۳۷	فصل سوم:.....
۳۷	حذف اکو.....
۳۸	۳-۱- حذف کننده های اکو.....
۴۱	۳-۱-۱- فیلتر FIR حذف کننده اکو.....
۴۳	۳-۱-۲- فیلتر وینر.....
۴۶	۳-۱-۳- سطح اجرا.....
۴۸	۳-۱-۴- الگوریتم LMS.....
۵۲	۳-۱-۵- الگوریتم NLMS.....
۵۳	۳-۲- ارتفاع سطح تلفات اکوی برگشتی (ERLE).....
۵۵	فصل چهارم:.....
۵۵	روش بهینه سازی اجتماع ذرات.....
۵۶	۴-۱- مقدمه.....
۵۸	۴-۲- اصطلاحات کاربردی در PSO.....
۵۸	۴-۲-۱- هوش جمعی.....
۶۰	۴-۲-۲- مفهوم swarm.....

- ۶۰ .....particle مفهوم ۳-۲-۴
- ۶۱ ..... PSO الگوریتم‌های ۳-۴
- ۶۱ ..... الگوریتم بهترین فردی ۱-۳-۴
- ۶۲ ..... الگوریتم بهترین جهانی ۲-۳-۴
- ۶۴ ..... الگوریتم بهترین محلی ۳-۳-۴
- ۶۴ ..... معیار شایستگی ۴-۴
- ۶۵ ..... همگرایی ۵-۴
- ۶۵ ..... پارامترهای PSO ۶-۴
- ۶۸ ..... تغییر ساختار استاندارد PSO ۷-۴
- ۷۱ ..... غلبه بر همگرایی زودرس ۸-۴
- ۷۲ ..... افزایش سرعت همگرایی: ۹-۴
- ۷۲ ..... مواجه شدن با مسائل دینامیکی: ۱۰-۴
- ۷۵ ..... فصل پنجم: ۷۵
- ۷۵ ..... حذف اکو با استفاده از الگوریتم ۷۵
- ۷۵ ..... PSO ۷۵
- ۷۶ ..... مقدمه: ۱-۵
- ۷۶ ..... حذف اکو با استفاده از الگوریتم وفقی مبتنی بر PSO: ۲-۵
- ۸۲ ..... مدل مسیر اکو: ۳-۵

۴-۵- شبيه سازى.....	۸۴
۴-۵-۱- نتايج حاصل از حذف اكو به ميزان ۷۰dB با استفاده از مدل تقريبي ۲۴ ضريب:.....	۸۸
۴-۵-۲- نتايج حاصل از حذف اكو به ميزان ۵۰dB با استفاده از مدل تقريبي ۴۰ ضريب:.....	۹۰
۴-۵-۳- نتايج حاصل از حذف اكو به ميزان ۷۰dB با استفاده از مدل تقريبي ۴۰ ضريب:.....	۹۱
۴-۵-۴- نتايج حاصل از حذف اكو به ميزان ۵۰dB با استفاده از مدل دقيق ۶۴ ضريب:.....	۹۲
۴-۵-۵- نتايج ناشى از حذف اكو به ميزان ۷۰dB با استفاده از مدل دقيق مسير اكو.....	۹۴
۴-۵-۶- نتايج حاصل از تغيير ضرايب فيلتر به ميزان ۱۰ درصد وحذف اكو به ميزان ۵۰dB.....	۹۶
۴-۵-۷- نتايج حاصل از تغيير ضرايب فيلتر به ميزان ۲۰ درصد وحذف اكو به ميزان ۵۰dB.....	۹۷
فصل ششم:.....	۱۰۰
نتيجه گيرى و پيشنهادات.....	۱۰۰
نتيجه گيرى.....	۱۰۱
قدرت حذف اكو.....	۱۰۱
سرعت همگرائى.....	۱۰۲
مقاوم بودن.....	۱۰۲
پيچيدگى محاسباتى.....	۱۰۲
ساير موارد.....	۱۰۳
پيشنهادات.....	۱۰۳
مراجع.....	۱۰۵



## فهرست شکل ها

شماره و عنوان شکل	شماره صفحه
شکل (۱-۱) یک شبکه ابتدایی تلفن و حذف اکو از طریق تضعیف	۱۲
شکل (۲-۱) اساس کار یک اکو زدا	۱۴
شکل (۳-۱) طرح پیشنهادی Kelly و Logan	۱۷
شکل (۱-۲) محل قرار گرفتن مبدل در PSTN	۲۳
شکل (۲-۲) نمای ساده ای از یک دستگاه تلفن	۲۵
شکل (۳-۲) یک شبکه PSTN	۲۶
شکل (۴-۲) ترانسفورماتور هیبرید	۲۸
شکل (۵-۲) پیکر بندی یک خط تلفن	۳۰
شکل (۶-۲) روش اندازه گیری Set-up سر زده	۳۱
شکل (۷-۲) بلوک دیاگرام روش Set-up غیر سر زده	۳۲
شکل (۸-۲) سیگنال تست نویز سفید	۳۲
شکل (۱-۳) ساختار عمومی فیلتر	۳۹
شکل (۲-۳) ساختار یک فیلتر FIR	۴۱
شکل (۳-۳) مسئله ی فیلترینگ وقتی استاندارد	۴۴
شکل (۴-۳) بخشی از رویه ی تابع معیار MSE دو بعدی	۴۶
شکل (۱-۴) یافتن عمیق ترین نقطه	۵۹
شکل (۲-۴) نحوی جابجایی ذرات	۶۴
شکل (۱-۵) فیلتر وقتی حذف اکو	۷۷
شکل (۲-۵) فیلتر FIR حذف اکو	۷۸
شکل (۳-۵) پاسخ ضربه مدل مسیر اکو	۸۳
شکل (۴-۵) صوت ورودی به مدل	۸۶

- ۸۷ شکل (۵-۵) سیگنال اکو بدست آمده از مدل مسیر اکو
- ۸۷ شکل (۶-۵) سیگنال اکو ساخته شده توسط الگوریتم PSO
- شکل (۷-۵) مقدار اکوی باقی مانده بعد از حذف اکو به میزان ۵۰dB با استفاده از مدل تقریبی ۲۴ ضریب
- ۸۸
- ۸۹ شکل (۸-۵) کاهش تابع معیار و رسیدن به همگرایی بعد از ۲۰۵ تکرار
- ۸۹ شکل (۹-۵) مقدار ERLE و رسیدن به ۷۰dB کاهش اکو
- ۸۹ شکل (۱۰-۵) میزان اکوی باقی مانده بعد از ۷۰dB کاهش اکو
- ۹۰ شکل (۱۱-۵) اکوی حاصل از مدل تقریبی ۴۰ ضریب
- ۹۱ شکل (۱۲-۵) تابع معیار الگوریتم PSO برای مدل تقریبی ۴۰ ضریب برای ۵۰ db کاهش اکو
- شکل (۱۳-۵) مقدار ERLE برای مدل تقریبی ۴۰ ضریب و رسیدن به ۵۰dB کاهش اکو بعد از ۵۲۳ تکرار
- ۹۱
- شکل (۱۴-۵) تابع معیار الگوریتم PSO برای مدل تقریبی ۴۰ ضریب جهت حذف اکو به میزان ۷۰ dB
- ۹۲
- شکل (۱۵-۵) مقدار ERLE برای مدل تقریبی ۴۰ ضریب و ناتوانی الگوریتم در رسیدن به ۷۰dB کاهش اکو
- ۹۲
- شکل (۱۶-۵) تابع معیار الگوریتم PSO برای مدل دقیق مسیر اکو
- ۹۳ شکل (۱۷-۵) معیار حذف اکو ۵۰ db برای مدل دقیق مسیر اکو و همگرایی بعد از ۷۵۰ تکرار
- ۹۳ شکل (۱۸-۵) اکوی ایجاد شده توسط مدل دقیق
- ۹۴ شکل (۱۹-۵) خطای باقیمانده ناشی از حذف اکو به میزان ۵۰dB
- ۹۵ شکل (۲۰-۵) تابع معیار الگوریتم برای حذف اکو به میزان ۷۰dB
- ۹۵ شکل (۲۱-۵) معیار حذف اکو ERLE و همگرایی بعد از ۱۳۶۳ تکرار
- ۹۵ شکل (۲۲-۵) اکوی باقی مانده پس از حذف اکو
- ۹۶ شکل (۲۳-۵) مقدار اکو با وجود و بدون حذف کننده اکو



- شکل (۲۴-۵) تابع معیار الگوریتم همراه با تغییرات در مدل مسیر اکو  
۹۷
- شکل (۲۵-۵) معیار ERLE و عدم همگرایی مجدد بعد از ۱۲۷۶ تکرار  
۹۷
- شکل (۲۶-۵) تابع معیار الگوریتم و همگرایی بعد از اعمال تغییرات ۱۰ درصد در مدل مسیر اکو  
۹۸
- شکل (۲۷-۵) معیار ERLE و رسیدن به ۵۰ dB کاهش اکو بعد از اعمال تغییرات ۱۰ درصدی در مدل  
مسیر اکو  
۹۸
- شکل (۲۸-۵) تابع معیار الگوریتم و همگرایی بعد از اعمال تغییرات ۲۰ درصدی در مدل مسیر اکو  
۹۸
- شکل (۲۹-۵) معیار ERLE و رسیدن به ۵۰ dB کاهش اکو بعد از اعمال تغییرات ۲۰ درصدی در مدل  
مسیر اکو  
۹۹

## فهرست جدول ها

شماره صفحه	شماره و عنوان جدول
۸۳	جدول (۱-۵) مقادیر $m_i(k)$ مربوط به مدل مسیر اکو
۸۵	جدول (۲-۵) پارامترهای PSO جهت فیلتر با ۲۴ ضریب و ۵۰dB حذف اکو
۸۵	جدول (۳-۵) تعیین مقدار Inertia با استفاده از سعی و خطا
۱۰۲	جدول (۱-۶) مقایسه سرعت همگرایی در الگوریتم های GA, GA-LMS, PSO

## فصل اول:

### مقدمه ای بر حذف اکو

اکو، به تکرار یک صوت توسط بازپخش امواج صوتی گفته میشود. در یک سیستم تلفن، اکو می‌تواند بر کیفیت و رسایی مکالمه به شدت تأثیرگذار باشد. اثر دریافت شده اکو به دامنه (بزرگی) آن و زمان تأخیر آن بستگی دارد. به‌طور کلی، اکوهایی با بزرگی زیاد و تأخیری بیش از ۱ms قابل‌ملاحظه هستند. در صورتی که زمان تأخیر رفت و برگشت صوت به اندازه چند میلی ثانیه باشد، اکوی ایجاد شده به تماس تلفنی یک حس «زنده بودن» می‌دهد. افزایش بزرگی و تأخیر رفت و برگشت بویژه برای تأخیرهایی با بیش از ۲۰ms، باعث بیشتر شدن آزارندگی و پائین آوردن کیفیت مکالمه می‌شود. بنابراین حذف اکو، جنبه‌ی مهمی از طراحی سیستم‌های مخابراتی جدید همچون تلفن‌های بی‌سیم، تلفن همراه یا سیار و یا سیستم‌های کنفرانس از راه دور را به خود اختصاص می‌دهد.

در یک سیستم تلفن دو نوع اکو وجود دارد.

۱. اکوی آکوستیک (پژواک صوتی): که به موجب ارتباط صوتی یا آکوستیک میان بلندگو و میکروفون در تلفن‌های هندزفری، تلفن‌های همراه و سیستم‌های کنفرانس از راه دور بوجود می‌آید.

۲. اکوی خط الکتریکی: که به موجب عدم تطبیق امپدانس در ترانسفورماتور هیبرید متصل‌کننده یک خط مشترک ۲ سیمه، به یک خط ۴ سیمه در شبکه عمومی تلفن، یا بالعکس ایجاد می‌شود.

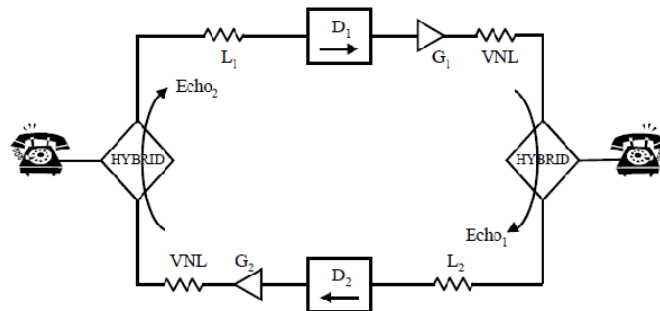
حذف‌کننده‌های اکو در کنترل هر دو نوع اکوی ذکر شده مورد استفاده قرار می‌گیرند. در این پایان‌نامه تنها به بررسی حذف اکوی خط الکتریکی می‌پردازیم. باین وجود ساختار و قاعده کلی آنها یکسان هستند.

## ۱-۲- تاریخچه کنترل اکو:

در حدود سالهای ۱۹۲۰ و ۱۹۳۰ خط‌های تلفن به گستردگی امروزه نبود و در آن سال‌ها خطوط تلفنی بلند به شبکه‌های ۵۰۰ مایل یا کمی بیشتر گفته می‌شد. در آن زمان بلندترین خط تلفن مربوط به شهرهای نیویورک به دالاس در ایالات متحده آمریکا بود، که حدود ۱۸۵۰ مایل می‌شد [1]. در این زمان با وجود علاقه‌ای که برای استفاده از خطوط تلفنی بود مشکلاتی نظیر اکو و تأخیر زمانی در گفتگو باعث اذیت و رنجش کاربران می‌شد. در نتیجه استقبال از این وسیله را کمتر می‌کرد. از این رو کنترل اکو و تأخیر زمانی مورد توجه محققان قرار گرفت.

### ۱-۲-۱- تضعیف<sup>۱</sup>

واضح است که با افزایش زمان انتشار صوت بین طرفین مکالمه باعث شدت یافتن مسئله اکو می‌شود. یعنی افزایش طول شبکه باعث تاخیر بیشتر در انتقال و بدتر شدن اکو می‌شود. از این رو برای مدارات کمتر از ۲۰۰۰ مایل می‌توان اکو را با تنظیم تلفات مدار بین‌گوینده و منبع تولید اکو کنترل کرد [2,3]. در شکل (۱-۱) این تلفات به عنوان تلفات از طریق شبکه<sup>۲</sup> (VNL) نشان داده شده است.



شکل (۱-۱) یک شبکه ابتدایی تلفن و حذف اکو از طریق تضعیف [1]

1-Attenuation  
2-Via net loss

تلفات کلی مدار در حالت ایده ال برابر با صفر می باشد ( $loss=0$ ). در حالتی که اکو وجود ندارد نیاز به استفاده از VNL نیست و گین های  $G_1$  و  $G_2$  تلفات  $L_1$  و  $L_2$  را جبران می کنند تا کیفیت ارسال مکالمه قابل قبول باشد. در این حالت تلفات خالص شبکه برابر  $(L-G)$  می باشد. که ممکن است عدد مثبت اما نزدیک به صفر باشد. در حالتی که اکو در مدار وجود دارد همان گونه که در شکل (۱-۱) دیده می شود سیگنال صحبت ارسال شده (Speech) تحت تأثیر VNL قرار می گیرد. در حالی که سیگنال برگشتی (Echo) تحت تأثیر  $2VNL$  قرار می گیرد. بنابراین در حالتی که VNL در مدار وجود دارد، در هر dB سیگنال ارسالی کاهش 2dB اکو را خواهیم داشت. در نتیجه نسبت سیگنال به اکو بهبود می یابد [1-4].

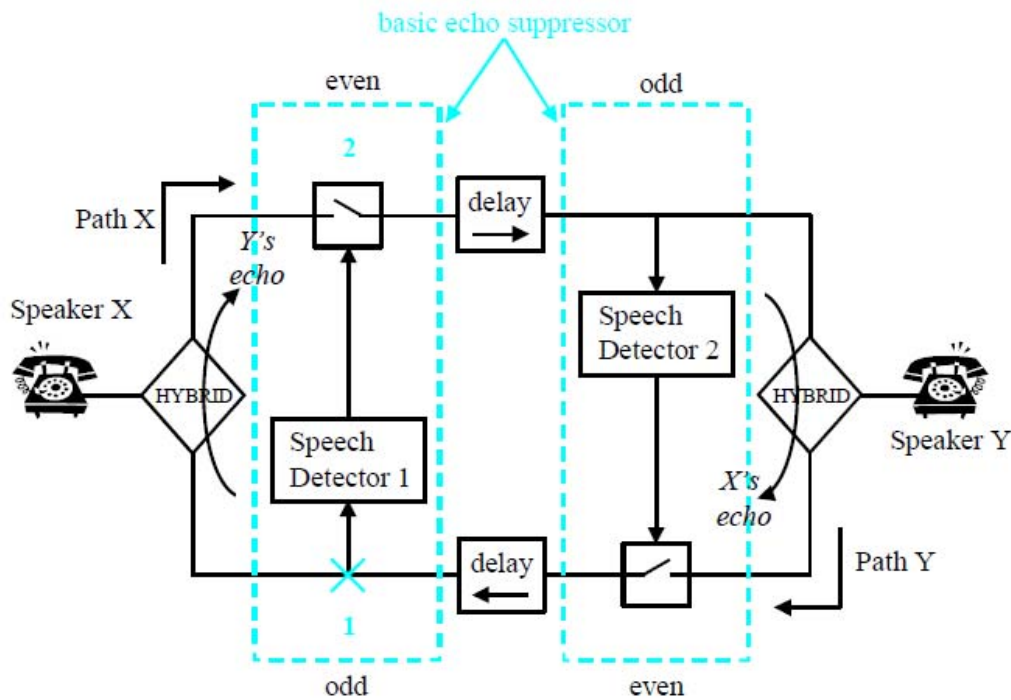
اگرچه تکنیک اضافه کردن VNL باعث کاهش سطح سیگنال اکو می شود، اما متأسفانه معایبی با خود دارد که از آن ها می توان به کاهش سطح سیگنال ارسال شده اشاره کرد. در این سیستم در مواقعی که جهت حذف سیگنال اکو از تلفات زیادی استفاده شود، باعث کاهش شدید سیگنال ارسالی می شود [3,4]. بنابراین با گسترش شبکه های تلفن و افزایش طول آن ها، نیاز به استفاده از روش های دیگر برای حذف اکو احساس می شد. به این منظور اکو زداها<sup>۱</sup> معرفی شدند.

### ۱-۲-۲- اکو زداها

اساس کار اکو زداها بر پایه این حقیقت استوار است که به هنگام مکالمه تلفنی به ندرت اتفاق می افتد که طرفین مکالمه همزمان صحبت کنند. در این سیستم از یک جفت سوئیچ فعال شونده با صوت در قسمت مدارات چهار سیمه جهت کاهش و حذف اکو بهره می جویند [5-7].

---

1-Echo suppressor



شکل (۲-۱) اساس کار یک اکوزدا

همان گونه که در شکل (۲-۱) مشاهده میشود، سیگنال مسیر Y حاوی صوت گوینده Y و سیگنال اکو X می باشد. هنگامی که این سیگنال در نقطه ۱ از قسمت فرد (odd) رصد شود، سوئیچ در نقطه ۲ در مسیر X باز می شود، و از عبور سیگنال صوت گوینده X و اکوی Y به سمت گوینده Y جلوگیری می کند. به این ترتیب اکوی Y و بالعکس حذف می شود. در واقع استفاده از اکوزدا ها باعث می شود که سیستم چهار خطه شبیه به یک سیستم تمام دو خطه شود. این نوع تضعیف کننده ها تنها در صورتی به طور دقیق کار می کنند که فقط یک طرف در حال صحبت باشد، و شکست در مسیر دیگر ارسال، ایجاد شود. بنابراین در آن مسیری که اکوی گوینده متوقف می شود، هیچ سیگنال صحبتی در آن مسیر در آن زمان ارسال نمی گردد. در این سیستم، سرعت کار سوئیچ می بایست به قدری باشد تا مطمئن شویم قبل از آنکه اکویی عبور کند مسیر ارسال باز می شود.

حالت دشوار تر وقتی پدیدار می شود که حالت دو صحبت<sup>۱</sup> ایجاد شود. یعنی حالتی که هر دو طرف در یک زمان صحبت کنند. جهت بررسی اینکه چه مشکلی ممکن است ایجاد شود، یک مثال بیان می کنیم. فرض کنید در ابتدا طرف Y شروع به صحبت می کند، در این هنگام طرف X صحبت نمی کند. همانند حالت تک صحبت مسیر ارسال X جهت جلوگیری از بازگشت اکوی Y باز می شود در این هنگام هر چقدر که طرف X سعی به صحبت کردن داشته باشد، سیگنال صحبت او به سمت Y رسیده نمی شود. این حالت هنگامی سخت تر و آزارنده تر می شود که حالت دو صحبت، به همراه تأخیر زمانی بین طرفین مکالمه ایجاد شده باشد.

البته، بعدها اکو زدها مدرن تر و پیشرفته تری ایجاد شد که دارای آشکار سازهای صحبت حساس تر، سوئیچ های پیشرفته تر و اجزاء دیگری مانند آشکار سازهای دو صحبتی بودند. این تجهیزات اگر چه باعث افزایش توانایی اکو زدها و افزایش کیفیت مکالمه شدند، اما اکو زدها همچنان از چندین مشکل اصلی رنج می بردند. این مشکلات شامل:

**عبور اکو:** اگر که سوئیچ نتواند با سرعت کافی کار کند، آنگاه اکو قادر خواهد بود، از مسیر سیگنال عبور کند. این حالت همچنین زمانی اتفاق می افتد که آشکار ساز دو صحبتی بسیار حساس باشد و با اکوی تنها، فعال شود.

### کوتاه شدن<sup>۲</sup>:

کوتاه کردن به حالتی گفته می شود که ابتدای سیگنال صحبت از بین رود، یعنی برش داده شود. این حالت هنگامی اتفاق می افتد که حالت وصل شدن سوئیچ با تأخیر صورت پذیرد و تلفات مسیر ارسال به سرعت کافی، جهت عبور قسمت ابتدای صحبت حذف نشوند.

---

1-Double talk  
2-Clipping



## برش دادن<sup>۱</sup>:

حالت برش مربوط به زمانی است که، انتهای صحبت بریده شود. این حالت زمانی اتفاق می افتد که حالت break-in زود اتفاق بیافتد. بنابراین باعث قطع شدن مسیر ارسال صحبت می شود و انتهای صحبت بریده می شود. با افزایش تأخیر انتشار این مشکلات باعث تخریبات قابل توجهی و کاهش کیفیت مکالمه می شود. بنابراین نیاز به روش های کنترل اکوی دیگری احساس می شد [4,5,8]. تحقیقات بیشتر منجر به توسعه حذف کننده های اکو شد، که در ادامه به آن می پردازیم.

### ۱-۲-۳- حذف کننده اکو

همان گونه که پیش تر گفته شد اکوزداها در مداراتی با زمان گردش ۱ تا ۱۰۰ میلی ثانیه قابل استفاده بودند. در سال ۱۹۶۰ با گسترش شبکه های مخابراتی و پیشرفت در زمینه ی شبکه های بین قاره ایی تحقیقات در استفاده از ماهواره با اهداف مخابراتی گسترش یافت. در نتیجه سیستم های مخابراتی ماهواره ای تجاری مورد استفاده قرار گرفتند .

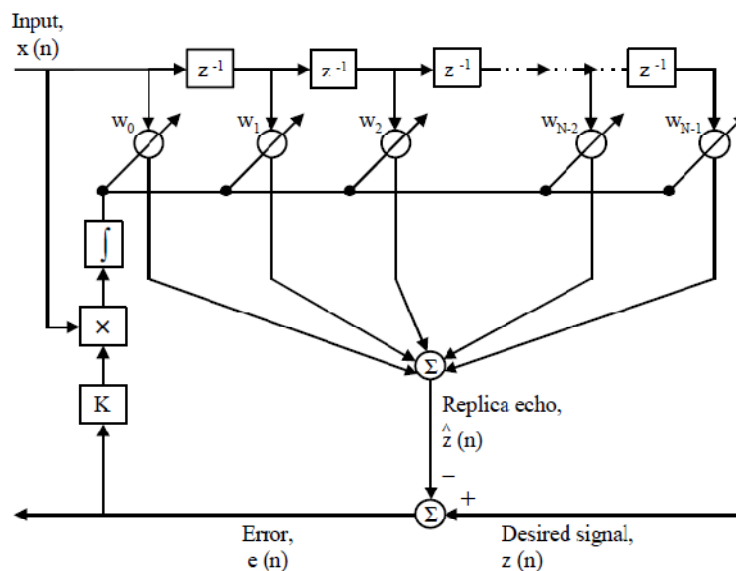
در شبکه های بین قاره ای و ماهواره ای پیش بینی می شود که زمان گردش از ۱۰۰ms تجاوز کند. در این سیستم ها ماهواره های ایستگاه زمینی در مدار ۳۶۰۰۰km بالای سطح زمین قرار می گیرند. در این حالت زمان ارسال یک طرفه ی سیگنال حداقل ۲۴۰ms می شود. وقتی که بقیه ی فاکتورهای تأخیر، مانند جزئیات مدارات زمینی به این عدد اضافه شود زمان تأخیر یک طرفه سیگنال حدود ۳۰۰ms می شود و در حالت کلی زمان رفت و برگشت سیگنال حدود ۶۰۰ms می شود.

---

1-Chopping

بنابراین با توجه به قسمت قبل از اکو زدها در این مدارات نمی توان استفاده کرد. معرفی حذف کننده های اکو به سال ۱۹۶۶ با انتشار همزمان دو مقاله بر می گردد. اولی توسط presti و sondhi [9] و دومی توسط rudin و becker [10]. مقاله sondhi پس از آن با جزئیات و عمق بیشتری در سال بعد منتشر شد [11]. در این مقالات برای اولین بار، روش کلی حذف اکو با ایجاد نسخه عینی و المثنی اکو و کم کردن آن از اکوی اصلی تشریح شد. به این مفهوم که تفاضل این دو سیگنال می تواند اثر اکو را از بین برد ( $Echo\text{-}replica = 0$ ).

اگر چه مقالات Sondhi از اولین نمونه های حذف کننده اکو بود، اما ایده اصلی و اعتبار این موضوع به کوشش های J.L Kelly و B.F Logan بر می گردد. آن ها صاحبان اصلی این ایده بودند. طرحی که آن ها پیشنهاد کرده بودند در شکل (۳-۱) دیده می شود [11].



شکل (۳-۱) طرح پیشنهادی Kelly و Logan [11]

با توجه به شکل (۱-۳) از یک فیلتر ترانسورسال برای تولید تخمین خطی اکو استفاده می شود. این نسخه المثنی اکوی ایجاد شده از سیگنال اصلی کم می شود و الگوریتم از خطای پایانی یعنی اختلاف بین این دو سیگنال برای روز آمد کردن ضرایب فیلتر استفاده می کند..

اولین مدل های حذف کننده اکو شامل یک فیلتر ترانسورسال برای تخمین پاسخ ضربه سیستم بود. در این مدل ها اندازه گیری و سنجش پاسخ ضربه با ارسال یک پالس تست و به دنبال آن تنظیم ضرایب فیلتر انجام می شد. با این وجود این قطعه به صورت اتوماتیک تطبیقی نبود، چرا که هر تغییری در مسیر اکو نیاز به یک پالس تست دیگر برای تنظیم دوباره ضرایب فیلتر داشت. واضح است که ارسال متناوب پالس تست در خلال مکالمه باعث اختلال در مکالمه و تبدیل آن به یک سطح غیر قابل تحمل می شود. بنابراین این حذف کننده های اکو قابل پیاده سازی عملی نبودند. در طرح پیشنهادی Logan و Kelly از یک سیستم حلقه بسته استفاده شده بود، تا توانایی تطبیق اتوماتیک ضرایب فیلتر را داشته باشد. در طرح پیشنهادی آن ها از صحبت لحظه ای به جای پالس تست استفاده شده بود و الگوریتمی که آنها پیشنهاد داده بودند، از همبستگی متقابل سیگنال صحبت و سیگنال خطا استفاده می کرد. نتایج به دست آمده از این قسمت بر طبق روش تندترین شیب باعث افزایش و کاهش ضرایب می شد [10,11].

در مراجع [9-11] به معرفی اساس و قاعده حذف کننده اکو و بهبود در نظریه Logan و Kelly پرداخته شده است. نتایج این مراجع ۲۰dB کاهش سطح اکو را نشان می دهد. همچنین در این مراجع پیشنهاد شده است که سیستم نسبت به تغییرات مسیر ارسال، خود تطبیقی باشد. این مراجع در واقع اولین مراجعی هستند که به حذف اکو پرداخته اند و تمام مسائل اکو و حذف آن را بررسی نکرده اند. در واقع آنها به محاسبه تأخیر اکوی واقعی پرداخته اند، بخصوص هنگامی که بسیار طولانی باشد.

با توجه به این که در اواسط دهه ی ۱۹۶۰ شبکه های مخابراتی به صورت سیستم های آنالوگ بود، این حذف کننده های اکو می بایست که با تجهیزات آنالوگ پیاده سازی شوند. در نتیجه نیاز به یک واسطه آنالوگ در شبکه ضرورت پیدا می کرد، چرا که اکثر حذف کننده ها قطعات دیجیتال بودند. در دهه ی بعد تحقیقات و پیاده سازی های سخت افزاری آزمایشی به ویژه در آزمایشگاه بل انجام شد [12-15]. در آزمایشگاه Comsat [16-19]. در اداره پست و مخابرات استرالیا [20,21]. همچنین کارهایی در آلمان و فرانسه و ژاپن انجام شد [4,22]. تا سال ۱۹۷۷ هنوز حذف کننده های اکو به صورت تجاری استفاده نمی شدند. علت اصلی که حذف کننده های اکو به موفقیت های تجاری در این زمان دست پیدا نمی کردند، این بود که به پردازش های فشرده برای روزآمدی ضرایب فیلتر نیاز بود. در این زمان کمبود یک سخت افزار ارزان قیمت و در دسترس که قادر به انجام محاسبات پیچیده و گسترده در مدت زمان کوتاهی باشد حس می شد. در حقیقت اولین حذف کننده پیشنهادی برای ساخت تجاری در سال ۱۹۷۷ و ۱۹۷۸ صورت گرفت، که هنوز برای کاربردهای گسترده بسیار گران قیمت بود. با افزایش هزینه تولید در مقایسه با بهبودی که در کاهش اکو ایجاد می شد، حذف کننده ی اکو هنوز یک ایده بسیار جالب به حساب می آمد. با انقلاب در صنعت میکرو الکترونیک وضع تغییر کرد و به پیشرفت های غیر قابل تصویری در زمینه قطعات نیمه هادی، مدارات فشرده با کاربرد ویژه<sup>۱</sup>، یکپارچگی مقیاس بالا<sup>۲</sup> و VLSI<sup>۳</sup> دست یافته شد. که ارزان تر و کوچک تر از همیشه بودند. این پیشرفت ها همچنین باعث تغییراتی در شبکه های مخابراتی شد. و آن ها را از آنالوگ به دیجیتال تغییر داد و باعث توسعه پردازش سیگنال ها در حالت گسسته شد. اولین حذف کننده اکو یک چیپ VLSI بود که توسط Chen و Dattweiler در سال ۱۹۸۰ پیاده سازی شد [3].

---

1- application specific integrate d circuits (ASICS)

2- large scale integration (LSI)

3- very large scale integration

در طول ۲۰ سال بعد تحقیقات گسترده‌ای در زمینه توسعه ساختار فیلتر، الگوریتم تطبیقی و اجزاء اضافه انجام شد. در این میان چندین روش سنتی جهت بهبود کارایی حذف‌کننده‌های اکو معرفی شده است [22]. بعضی از آن‌ها دارای پیچیدگی محاسباتی زیاد و حافظه‌ی زیاد می‌باشد، و بعضی دیگر جهت کاستن از این پیچیدگی محاسباتی و حافظه‌ی زیاد معرفی شده‌اند [23, 24].

در فصل سوم به بررسی چندین روش سنتی می‌پردازیم. علاوه بر این، روش‌های دیگری نیز جهت شناسایی سیستم‌ها معرفی شده است، که از آن‌ها می‌توان به روش‌های زیست‌شناختی اشاره کرد. الگوریتم ژنتیک یکی از این روش‌هاست، که به وفور در فیلترهای تطبیقی استفاده شده است [25, 26]. از این الگوریتم برای تخمین پارامترهای یک فیلتر IIR به راحتی می‌توان استفاده کرد. در مرجع [27] از الگوریتم ژنتیک برای تطبیق بر خط ضرایب فیلتر غیر خطی استفاده شده است. در مرجع [28] فیلتر IIR افقی با استفاده از ترکیب روش LMS و الگوریتم ژنتیک پیاده‌سازی شده است. در این روش هنگامی که نتایج الگوریتم LMS در مینیمم‌های محلی به دام می‌افتد، الگوریتم ژنتیک فعال می‌شود، تا عملیات جستجو در فضای بهتری ادامه یابد. در مرجعی دیگر [29] عملیات حذف‌اکو با استفاده از فیلتر تطبیقی FIR و ترکیب الگوریتم‌های ژنتیک و LMS انجام شده است. در این روش بعد از تولید فرزندان جدید توسط الگوریتم ژنتیک در هر تکرار، از آن‌ها در الگوریتم LMS استفاده می‌شود. این امر باعث همگرایی سریع‌تر ضرایب فیلتر می‌شود، و ضعف الگوریتم ژنتیک در همگرایی کند را جبران می‌کند و همچنین از به دام افتادن در بهینه‌های محلی نیز جلوگیری می‌شود. با این وجود تحقیقات نشان می‌دهد که اگرچه طراحی‌های پیچیده امروزی دارای کارایی بهتری هستند، اما لزوماً این بهبود همیشگی نیست و در شرایط خاصی ایجاد می‌شود. باید به خاطر داشته باشیم حذف‌کننده‌های اکوی امروزی همچنان بر همان اساسی کار می‌کنند که Logan و Kelly ارائه کرده بودند و قسمت عمده و اصلی، که یک حذف‌کننده دارد، همانند اصل آن یک فیلتر ترانسورسال و یک الگوریتم تطبیقی ساده می‌باشد.

فصل دوم:

چگونگی تولید اکو

## ۱-۲- مقدمه

حذف کننده های اکو در کنترل دو نوع اکو مورد استفاده قرار می گیرند، الف- اکوی صوتی<sup>۱</sup>

ب- اکوی مختلط

در این پایان نامه تنها به بررسی حذف اکوی مختلط می پردازیم. باین وجود ساختار و قاعده کلی آنها یکسان است.

## ۲-۲- اکوی مختلط<sup>۲</sup>

عامل اصلی ایجاد اکوی مختلط عدم تطبیق امپدانس، ترانسفورماتور هیبریدی است که قسمت چهار سیمه شبکه تلفن را به دو سیمه تبدیل می کند و بالعکس. عمل ترانسفورماتور جداسازی سیگنال های ارسالی و دریافتی است. اما در واقعیت ترانسفورماتور یک قطعه ناقص است که باعث نشت بخشی از سیگنال ارسالی به قسمت دریافتی می شود که به سمت گوینده اصلی برگشت می شود. این سیگنال برگشت داده شده به اکوی مختلط مشهور است.

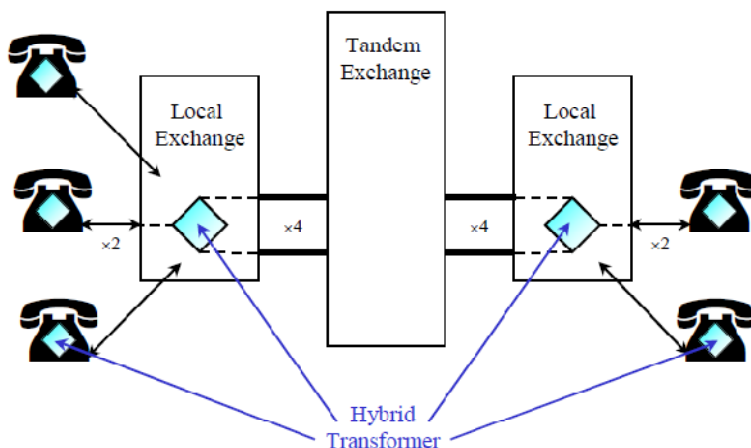
در شبکه تلفن در هر جایی که نیاز باشد چهار سیمه به دو سیمه یا بالعکس تبدیل شود، از این ترانسفورماتور استفاده می شود. در مراجع مربوط به حذف اکو دو جایگاه اصلی در PSTN<sup>۳</sup> برای ترانسفورماتور هیبرید معرفی شده است. اولی در دستگاه تلفن و دوم در مراکز مبادله محلی. در شکل (۱-۲) نمای ساده ای از محل قرار گرفتن مبدل در PSTN نشان داده شده است .

---

1- acoustic echo

2-hybrid echo

3- Public switched telephone network



شکل (۱-۲) محل قرار گرفتن مبدل در PSTN

### ۱-۲-۲- ترانسفورماتور هیبرید در PSTN

همان گونه که در شکل (۱-۲) نشان داده شده است، اکثر تلفن ها به صورت مستقیم در یک محدوده جغرافیایی کوچک از طریق یک خط دو طرفه دو سیمه به یک مبدل محلی در PSTN متصل می شود. این جفت سیم هر دو سیگنال ارسالی و دریافتی را همزمان انتقال می دهد. در حالت کلی برای انتقالات متوسط در حلقه های محلی از جفت سیم های مسی استفاده می شود. دسته ای از این جفت سیم ها از مبدل محلی به جعبه واقع شده در نزدیکی خانه های مشترکین کشیده می شود و سپس از این جعبه یک جفت سیم به هر تلفن متصل می شود. در تماس های محلی مبدل محلی دو حلقه مشترک را به یکدیگر متصل می کند. به طوری که بخش ارسال را به دریافت دیگری متصل می کند. این نحوه اتصال اساس کار PSTN می باشد. یعنی تماس ها بجای خطوط ثابت و دائمی، از طریق سوئیچ ها برقرار می شود. PSTN ها برای مدیریت ترافیک صوتی



(تلفنی) طراحی می‌شوند و از آن جایی که تلفن‌های غیر متحرک<sup>۱</sup> به آن متصل می‌شود هنوز یکی از مهمترین شبکه‌های ارتباطی در عصر مخابرات موبایل، دیتا و تصویر است.

ارسال تماس از طریق دو سیم برای مسافت‌های کوتاه و کمتر از ۳۵ مایل روش قابل قبولی است. زیرا که کیفیت مکالمه قابل قبولی ایجاد می‌کند، و اکوی مشهودی به جهت کوتاهی نسبی مسیر ایجاد نمی‌شود. همچنین عدم تطبیق امپدانس بین خطوط ایجاد نمی‌کند. از نظر اقتصادی نیز بهره‌حالی که از یک جفت سیم استفاده می‌کنیم دو برابر حالتی است که وقتی از دو جفت سیم در هر خط برای ارسال و دریافت اطلاعات استفاده می‌کنیم. مزیت دیگر استفاده از یک زوج سیم در مراکز سوئیچینگ است. زیرا که سوئیچ کردن یک خط دو سیمه بسیار ساده‌تر و کارآمدتر از حالتی است که از خطوط چهار سیمه استفاده می‌شود. با این وجود هنگامی که مسافت تماس‌ها زیاد باشد استفاده از یک خط تک سیمه برای هر طرف ارسال ضرورت می‌یابد [1,4]. در ادامه به بررسی چندین علت می‌پردازیم.

اولین علت این امر این است که، برای دست‌یابی به کیفیت صوتی مناسب استفاده از چندین تکرارکننده<sup>۲</sup> در چندین نقطه شبکه ضرورت دارد. زیرا که سیگنال تقریباً<sup>۱</sup> در طول مسیر تخریب و ضعیف می‌شود. بنابراین تکرارکننده‌ها می‌توانند سیگنال را به سائز و قالب اصلی آن برگردانند، تا سیگنال ارسالی باکیفیت مناسب به طرف مقابل ارسال شود. از آنجایی که تکرارکننده‌ها یک قطعه تک سیمه می‌باشد، یعنی می‌تواند سیگنال را فقط در یک جهت تقویت کند، بنابراین به یک تکرارکننده در مسیر ارسال و یک تکرارکننده دیگر در مسیر دریافت نیاز می‌باشد. از این رو مسیرهای رفت و برگشت در شبکه می‌بایست از هم جدا باشند.

از دیگر علل استفاده از خطوط تک سیمه، منابع اقتصادی محدود می‌باشد. عموماً<sup>۲</sup> در مسافت‌های طولانی از عملیات مالتی‌پلکس تماس‌ها استفاده می‌شود. بنابراین به طور همزمان چندین

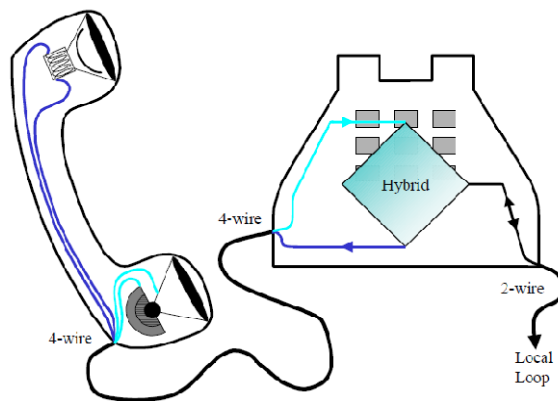
---

1-non-mobile  
2-repeaters

تماس روی خط قرار می گیرد و این عملیات زمانی کاملاً "اتفاق می افتد که، تمام سیگنال ها در یک جهت حرکت کنند. به همین ترتیب سیگنال های ارسالی و دریافتی می بایست در دو خط جدا قرار گیرند. با توجه به توضیحات داده شده می توان فهمید که در تماس های با مسافت طولانی مبدل های محلی تماس مشترک را به شبکه مخابرات متصل می کنند، سپس تماس از چندین مبدل متوالی عبور می کند تا به مبدل محلی در طرف دیگر مکالمه و سپس به بخش دریافت حلقه مشترک متصل شود. بنابراین از آنجایی که حلقه محلی یک خط دو سیمه و شبکه اصلی تلفن یک خط چهارسیمه است استفاده از ترانسفورماتوری که این دو خط را به هم متصل کند اجتناب ناپذیر است [4].

### ۲-۲-۲- ترانسفورماتور هیبرید در دستگاه تلفن

المان های اصلی یک دستگاه تلفن میکروفن (فرستنده) و بلند گو (گیرنده) هستند. که هر دو در یک دستی تلفن قرار دارند. در طول ۲۰ سال گذشته تنها تغییری که در این المان ها ایجاد شده است، محدود به استفاده از ترانزیستورهای گسسته و مدارات مجتمع می شوند و گرنه اساس و کلیات آن به همان صورت اولیه باقی مانده است. در شکل (۲-۲) نمای ساده ای از یک دستگاه تلفن نشان داده شده است.

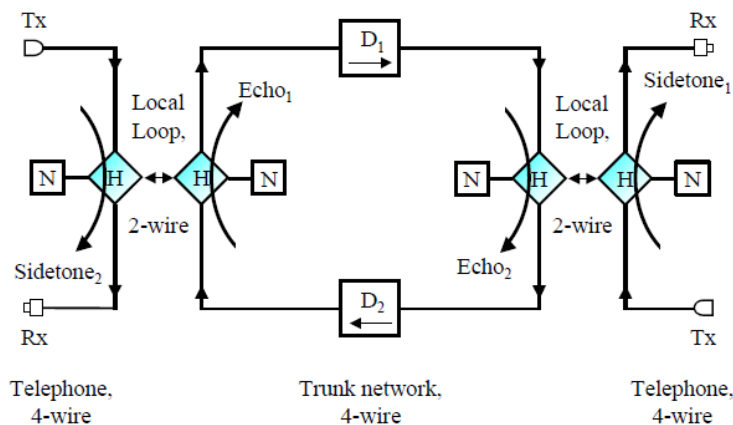


شکل (۲-۲) نمای ساده ای از یک دستگاه تلفن

هر یک از قطعات میکروفن و بلندگو اجزایی از یک مدار الکتریکی هستند. بنابراین جهت اتصال هر یک از آن‌ها به مدار الکتریکی، یک سیم به آن‌ها وارد و یک سیم از آن‌ها خارج می‌شود. در نتیجه به دوسیم نیاز می‌باشد. بنابراین تلفن یک وسیله چهار سیمه است، درحالی که دستگاه تلفن فقط با دو سیم به حلقه‌ی محلی متصل می‌شود. با توجه به این توضیحات می‌توان فهمید در یک دستگاه تلفن استفاده از یک ترانسفورماتور هیبرید جهت اتصال دو سیم حلقه‌ی محلی به چهار سیم دستگاه تلفن اجتناب ناپذیر است [1].

### ۳-۲-۲- ترانسفورماتور هیبرید

شبکه تلفن ترکیبی از مدارات دو سیمه و چهار سیمه می‌باشد. چهار سیمه از دستگاه تلفن تا حلقه‌ی محلی و دو سیمه از حلقه‌ی محلی تا شبکه اصلی مخابرات. در شکل (۳-۲) یک شبکه ساده نشان داده شده است.



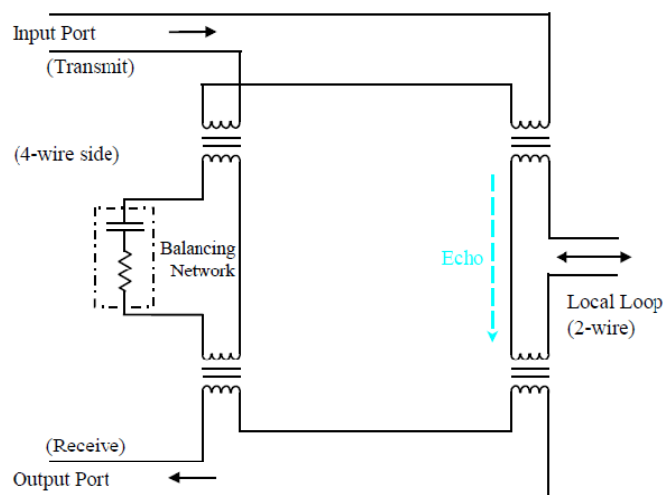
شکل (۳-۲) یک شبکه PSTN،  $D_1$  و  $D_2$  تأخیرات شبکه و  $N$  امپدانس توازن ترانسفورماتور هیبرید است همان‌طور که گفته شد، ارتباط بین این مدارات از طریق مبدل هیبرید صورت می‌گیرد. در مراجع از ترانسفورماتور هیبرید، معمولاً با نام‌هایی همچون سیم پیچ مرکب<sup>۱</sup> (هیبرید) یا جفت‌کننده

<sup>۱</sup> 1-Hybrid coil

مرکب<sup>۱</sup> نیز یاد می‌شود. این ترانسفورماتور اساساً "همچون یک مدار پل سه دهنه است که، از المان‌های اندوکیتو تشکیل شده است. در شکل (۲-۴) ساختار یک ترانسفورماتور هیبرید نشان داده شده است. در این مدار حالت ایده‌آل زمانی است که امپدانس شبکه متوازن کننده<sup>۲</sup> در تمام فرکانس‌ها دقیقاً برابر با امپدانس خط دو سیمه باشد. در چنین حالتی سیگنال دهنه‌ی ورودی (سمت چهار سیمه) به مدار دو سیمه متصل شده است و کاملاً وارد حلقه‌ی محلی می‌شود. در نتیجه اثری از عبور بخشی این سیگنال به دهنه‌ی خروجی (سمت چهار سیمه) ایجاد نمی‌شود. بطور مشابه سیگنال بخش حلقه محلی به هر دو مسیر دهنه‌ی خروجی (بخش چهار سیمه) متصل شده است و به طور کامل وارد شبکه اصلی تلفن یا دستگاه تلفن می‌شود، و چیزی وارد دهنه‌ی ورودی (بخش چهار سیمه) نمی‌شود. برای حالتی که گفته شد تطبیق امپدانس به صورت کامل انجام شده و هیچ نشتی سیگنال به مسیر مخالف ایجاد نمی‌شود. بنابراین تقویت کننده‌های موجود در خط تنها سیگنال‌های ارسالی را تقویت می‌کنند و اکویی شنیده نمی‌شود.

---

1-Hybrid coupler  
2-Balancing Network



شکل (۲-۴) ترانسفورماتور هیبرید

حال به بررسی حالت دیگر می پردازیم. در این حالت مدار متوازن کننده نمی تواند به طور کامل خود را با امپدانس خط دو سیمه تطبیق دهد. در نتیجه دهنه ی ورودی به دهنه ی خروجی متصل شده و یک نشی سیگنال بین دو دهنه اتفاق می افتد. این عدم تطبیق امپدانس باعث بازتاب سیگنال می شود که به آن اکو<sup>۱</sup> یا پژواک صوتی گفته می شود [5,30].

به طور کلی ترانسفورماتورهای هیبرید دارای مقادیر ثابتی برای امپدانس شبکه متعادل کننده هستند. از این رو به آنها هیبرید ثابت گفته می شود. همچنین هیبریدها بخشی از مدار چهارسیمه هستند، که برای تطبیق کامل به اطلاعات امپدانس بخش دو سیمه وابسته اند. از طرفی شبکه تلفن سراسری شامل بی شمار خط دو سیمه حلقه محلی و تعداد نسبتاً کمتری شبکه اصلی است. بنابراین ترانسفورماتور هیبرید در مبدل های محلی می بایست که سوئیچینگ بین چند حلقه محلی را انجام دهند. با توجه به اینکه این حلقه های محلی دارای امپدانس های مختلفی هستند، در نتیجه هیبریدهای ثابت متأسفانه همیشه قادر به تطبیق امپدانس دقیق نیستند، در نتیجه عدم تطبیق امپدانس ایجاد شده و نهایتاً "منجر به ایجاد اکو می شوند [22,31].

<sup>1</sup>-Echo

## ۲-۲-۴- صدای جانبی گوشه (sidetone)

در ارتباطات صوتی، اکوهای با زمان تأخیر زیاد مهمترین عامل تخریب کیفیت مکالمه هستند. دسته دیگری از اکوها وجود دارند که دارای زمان تأخیر بسیار کمی هستند، و به آنها صدای جانبی گوشه (sidetone) نیز گفته می‌شود. که باعث ایجاد حس زنده بودن صدای خط می‌شوند. این اکوها در ترانسفورماتور هیبرید موجود در دستگاه تلفن ایجاد شده و باعث اتصال مبدل فرستنده و گیرنده می‌شوند. در شکل (۲-۳) این اکو نشان داده شده است. با توجه به اینکه این مدار طول کوتاهی دارد، لذا بازگشت صوت بسیار سریع اتفاق می‌افتد. در نتیجه مدت تأخیر این اکو به صفر کاهش می‌یابد. این اکو به سرعت بعد از خاتمه صحبت قطع می‌شود، بنابراین نمی‌تواند آثار آکوی با تأخیر زیاد را تحت تأثیر قرار دهد [1,4]. از آنجایی که sidetone ها اثر چندانی ندارد، بنابراین حذف کننده های اکو معمولاً در مبدل های محلی به جای دستگاه تلفن قرار می‌گیرند.

## ۲-۳- روش های اندازه گیری مشخصات مسیراکو

اطلاعات درباره مسیر اکو یکی از مهم ترین عوامل در کنترل اکو صوت به ویژه در سیستم های مخابراتی می باشد. دوتا از مهمترین مشخصات اکو زمان پراکندگی<sup>۱</sup> و پاسخ فرکانسی<sup>۲</sup> می باشد. در این قسمت به بررسی روش های بدست آوردن پاسخ ضربه مسیر اکو در شبکه مخابرات می پردازیم.

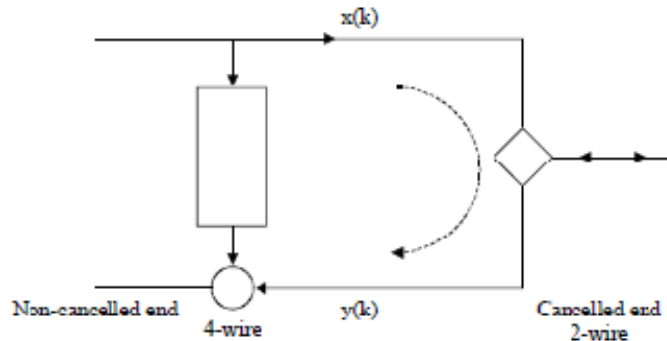
### ۲-۳-۱- پروسه اندازه گیری<sup>۳</sup>

شکل (۲-۵) پیکربندی یک خط تلفن را نشان می‌دهد که در آن  $X(k)$  و  $Y(k)$  به ترتیب سیگنال ارسال شده و برگشت شده از قسمت هیبرید را نشان می‌دهد. به دلیل عدم تطبیق

---

1- dispersion time  
2- frequency response  
3- measurement procedure

امپدانس مدار هیبرید متصل شده به مدارات چهارسیمه و دوسیمه قسمتی از سیگنال ارسالی نشست می کند و به سمت گوینده بر می گردد و اکو را تشکیل می دهد.



شکل (۵-۲) پیکر بندی یک خط تلفن [51]

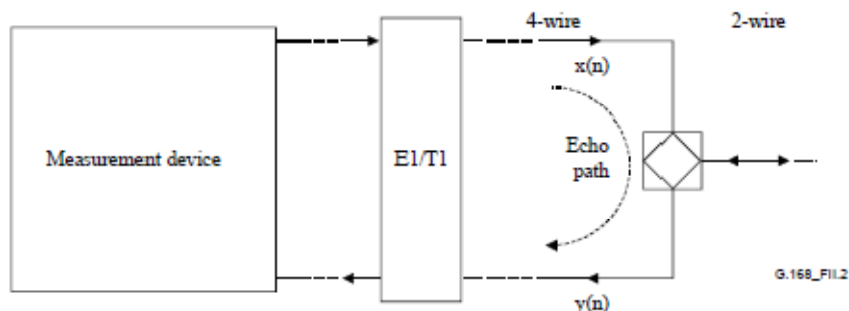
در زمانی که کاربر در سمت cancelled end صحبت نکند، سیگنال  $y(k)$  تنها شامل سیگنال اکو می باشد. بنابراین با اندازه گیری سیگنال های  $x(k)$  و  $y(k)$  می توان به مشخصات مسیر اکو دست یافت. برای این اندازه گیری دو روش مرسوم است که به آن ها می پردازیم.

#### الف- روش اندازه گیری<sup>۱</sup> set-up سرزده

در شکل (۶-۲) بلوک دیاگرام این روش نمایش داده شده است. در این روش قطعه اندازه گیر<sup>۲</sup>، سیگنال تست را تولید و عملیات ضبط سیگنال را نیز انجام می دهد. تجهیزات از اتصالات چهار سیمه جهت ارسال و دریافت سیگنال استفاده می کنند. هنگامی که واسطه  $\frac{T1}{E1}$  در دسترس نباشد، سیگنال تست می تواند در قسمت دوسیمه تولید شود. به هر حال سیگنال (ارسالی و دریافتی) باید در نقطه چهارسیمه دیجیتال اندازه گیری شود، چرا که سیگنال از لحاظ دامنه دارای سطح خوبی است. در طی اندازه گیری، ابتدا یک شماره تلفن گرفته می شود، سپس تجهیزات یک سیگنال تست ارسال می کنند، بعد از آن که تماس برقرار شد سیگنال تست از میان

1-Intrusive Measurement Set-up  
2- measurement device

واسطه  $\frac{T1}{E1}$  و PSTN عبور کرده و بخشی از سیگنال ارسالی به صورت اکو بر می گردد. هر دو سیگنال ارسالی و دریافتی توسط یک ضبط کننده سنکرون ضبط می شود. این سیگنال های ضبط شده  $S_{in}$  و  $R_{in}$  برای یک حذف کننده اکو هستند.



شکل (۲-۶) روش اندازه گیری Set-up سر زده

### ب - روش اندازه گیری Set-up غیر سرزده<sup>۱</sup>

در شکل (۲-۷) بلوک دیاگرام این روش نشان داده شده است. باید توجه داشت که قبل از هر عملیات اندازه گیری از نبودن هر نوع حذف کننده اکو در سیستم مطمئن باشیم. در این روش قطعه اندازه گیر سیگنال های  $x(n)$  و  $y(n)$  را در واسطه  $\frac{T1}{E1}$  مانیتور می کند.

### ۲-۳-۲- محاسبه پاسخ ضربه مسیر اکو

محاسبه پاسخ ضربه مسیر اکو نیاز به داشتن اطلاعات از سیگنال های تست ارسالی و دریافتی است. در این زمینه دو روش بر مبنای دو سیگنال تست بیان می شود.

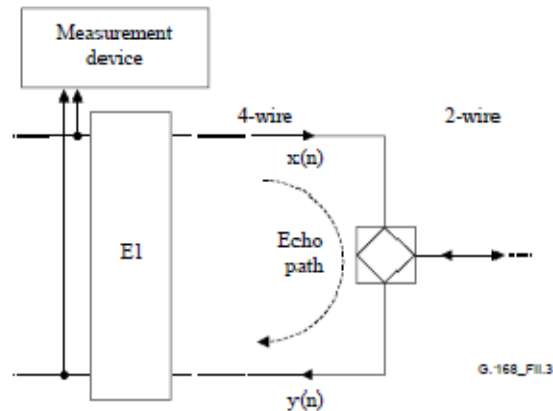
#### روش اول: الگوریتم LS و LMS بر مبنای سیگنال تست نویز سفید.

سیگنال تستی که در این روش استفاده شده است در شکل (۲-۸) نشان داده شده است. همان گونه که مشاهده می شود، این سیگنال از سه قسمت تشکیل شده است. قسمت اول یک صدای

1- non-intrusive measurement set-up

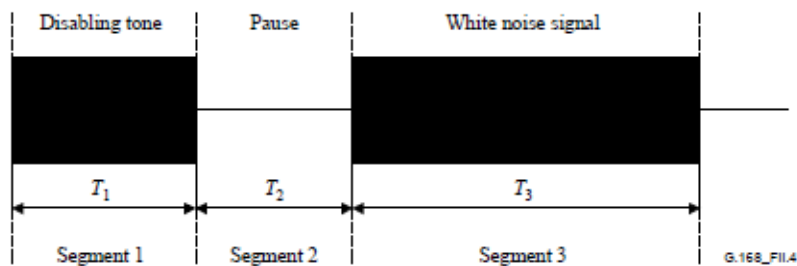


tone، ۲۱۰۰HZ با فاز معکوس است. هدف از این صدای tone غیر فعال کردن تمام حذف کننده های اکو در مسیر اندازه گیری می باشد.



شکل (۷-۲) بلوک دیاگرام روش Set-up غیر سر زده

مدت زمان این صوت tone به میزان  $t_1=1.35$  s تنظیم شده است. دامنه این صوت -12 dBm می باشد. قسمت دوم یک وقفه است. هدف از این وقفه بدست آوردن مشخصات نویز پس زمینه در سیگنال اکو برگشتی می باشد. هنگامی که سطح سیگنال از -39 dBm کمتر باشد مدت زمان این وقفه در  $t_2=80$  ms تنظیم می شود. و در نهایت قسمت سوم یک سیگنال نویز سفید گوسی می باشد، که از آن برای مشخص کردن پاسخ ضربه مسیر اکو استفاده می شود. توان سیگنال نویز سفید -18 dbm می باشد. و مدت زمان آن  $t_3=5$ s است.



شکل (۸-۲) سیگنال تست نویز سفید

### محاسبه پاسخ ضربه:

سیگنال اکو می تواند به صورت زیر مدل شود.

$$\begin{aligned} y(n) &= x(n) * h(n) + v(n) & (1-2) \\ &= \sum_{i=0}^{N-1} h(i)x(i-n) + v(n) \quad n = 0, 1, 2, \dots, L-1 \end{aligned}$$

که در این رابطه  $N$  طول پاسخ ضربه مسیر اکو و  $L$  تعداد کل داده ها می باشد.

$$\begin{aligned} \bar{h} &= [h(0), h(1), \dots, h(N-1)]^T \\ \bar{X}(n) &= [x(n), x(n-1), \dots, x(n-N+1)]^T \end{aligned}$$

و در حالت برداری می توان نوشت.

$$y(n) = \bar{X}(n)^T \bar{h} + v(n) \quad , \quad n = 0, 1, 2, \dots, L-1 \quad (2-2)$$

روش محاسبه به این صورت آغاز می شود.

تعداد  $L$  نمونه از  $x(n)$ ,  $Y(n)$  را در اختیار داریم و پاسخ ضربه مسیر اکو یعنی  $\bar{h}$  را محاسبه می کنیم. این موضوع یک مسئله استاندارد شناسایی سیستم است که می تواند توسط دو روش معمول حل شود. یک روش حداقل مربعات (LS) است و روش دیگر روش تکرار (NLMS) است. در روش اول به جواب خوبی با تعداد داده های کمی می رسیم اما در عین حال به محاسبات پیچیده تری نیاز می باشد. در اغلب موارد در اختیار داشتن  $L$  نمونه کافی می باشد. جواب نهایی هر دو روش بسیار به هم نزدیک است و از اختلاف بین آنها می توان چشم پوشی کرد.

### الف-روش LS:

سیگنال خطا را به صورت زیر تعریف می کنیم.

$$e(n) = y(n) - \bar{h}^T \bar{X}(n) \quad (3-2)$$

که در آن  $h$  پاسخ ضربه مسیرا کو می باشد که محاسبه می شود. روش LS تابع زیر را مینیمم می کند.

$$V = \sum_{n=0}^{L-1} e(n)^2 \quad (4-2)$$

می توان نشان داد که

$$\bar{h} = \bar{R}^{-1} \bar{P} \quad (5-2)$$

که در این رابطه داریم:

$$\bar{R} = \sum_{n=0}^{L-1} \bar{X}(n) \bar{X}(n)^T \quad \bar{R} \text{ خودهمبستگی} \quad (6-2)$$

$$\bar{P} = \sum_{n=0}^{L-1} \bar{y}(n) \bar{X}(n) \quad \bar{P} \text{ همبستگی متقابل} \quad (7-2)$$

**ب-روش NLMS :**

در این روش به صورت تکرار از رابطه زیر  $\bar{h}$  را محاسبه می کنیم.

$$e(n) = \bar{y}(n) - \bar{h}(n)^T \bar{X}(n) \quad (8-2)$$

$$\bar{h}(n+1) = \bar{h}(n) + \frac{\mu}{\delta + \bar{X}(n)^T \bar{X}(n)} e(n) \bar{X}(n) \quad (9-2)$$

که در این رابطه  $\bar{h}(n)$  نشان دهنده ی پاسخ ضربه مسیرا کو در تکرار  $n$  ام می باشد. همچنین  $\delta$  یک عدد مثبت کوچک و  $\mu$  یک ثابت مثبت به نام  $step\_size$  می باشد. باید توجه داشت که جهت همگرایی مقدار  $\mu$  کمتر از ۲ باشد.

**روش دوم: Hadamard transform based on MLS sequence injection**

در این روش سیگنال تست یک سیگنال شبه تصادفی است که دارای مشخصات آماری نزدیک به نوین سفید است. تابع خود همبستگی به صورت بازگشتی است و به صورت زیر تعریف می شود:

$$\bar{C}_{xx}(n) = \frac{1}{L} \sum_{m=0}^{m=L-1-n} x(m-n)x(m) = \begin{cases} 1 & \text{if } n \equiv 0 \\ -\frac{1}{L} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10-2)$$

با تعریف تابع  $\delta^L(n)$  به صورت زیر:

$$\delta^{-L}(n) = \begin{cases} 1 & \text{if } n \equiv 0 \pmod{L} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11-2)$$

می توان تابع خود همبستگی را به صورت زیر بازنویسی کرد:

$$\bar{C}_{xx}(n) = \left(1 + \frac{1}{L}\right) \delta^L(n) - \frac{1}{L} \quad (12-2)$$

محاسبه پاسخ ضربه:

می توان سیگنال اکو را به صورت زیر در نظر گرفت، البته در این رابطه از نویز صرفه نظر شده است:

$$y(n) = h^* x(n) \quad (13-2)$$

اگر فرض کنیم که سیگنال  $x(n)$  یک سیگنال نویز سفید باشد می توان پاسخ ضربه را از تابع همبستگی متقابل سیگنال های  $x(n)$  ,  $y(n)$  بدست آورد:

$$\bar{C}_{xy}(n) = \bar{C}_{xx}(n) * \bar{h} \quad (14-2)$$

همچنین با توجه به آنچه گفته شد می توان این رابطه را به صورت زیر بازنویسی کرد:

$$\begin{aligned} \bar{C}_{xy}(n) &= \frac{1}{L} \sum_{m=0}^{m=L-1-n} x(m-n)y(m) \\ &= \left(1 + \frac{1}{L}\right) \delta^L(n) * \bar{h} - \frac{1}{L} \bar{h} \end{aligned} \quad (15-2)$$

که  $\bar{h}$  مقدار مولفه DC offset است. در حقیقت فاکتور  $\frac{1}{L}\bar{h}$  را می توان به دو دلیل نادیده گرفت. اولاً DC-offset پاسخ ضربه اندازه گیری شده در اصل برابر با صفر باشد و دیگر اینکه در عمل طول رشته حداقل  $2^{14}$  نمونه انتخاب شود.

**فصل سوم:**

**حذف اكو**

### ۳-۱- حذف‌کننده‌های اکو<sup>۱</sup>

با ساده‌سازی یک سیستم حذف‌کننده‌ی اکو به قسمت‌های اصلی آن می‌توان فهمید که این سیستم در واقع از یک بخش اصلی تشکیل شده است. این بخش اصلی اساساً یک فیلتر افقی است که از آن در جهت مدل‌سازی مستقیم سیستم‌ها استفاده می‌شود. یک فیلتر افقی وسیله‌ای است که برای دستیابی به یک جواب بهینه، در پاسخ به محیط خود، اطلاعات مورد نیازش را از طریق سیگنال ورودی، جهت تنظیم ضرایب استخراج می‌کند و از دو قسمت اصلی تشکیل شده است.

#### ۱- فیلتر

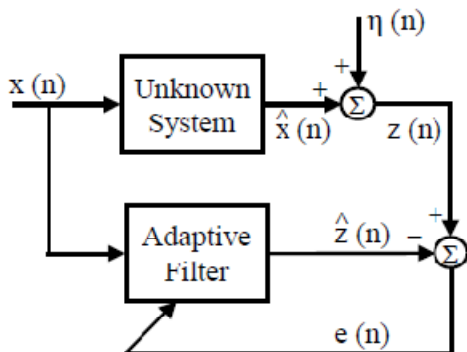
#### ۲- الگوریتم افقی

در شکل (۳-۱) ساختار عمومی یک فیلتر تطبیقی جهت مدل‌سازی سیستم‌ها و همچنین ساختار کلی یک حذف‌کننده‌ی اکو نشان داده شده است. با مقایسه این دو شکل می‌توان دید که آنها دارای پیکربندی یکسانی هستند. در شکل سمت چپ فیلتر افقی تلاش می‌کند تابع انتقال سیستم را جهت مدل‌سازی سیستم ناشناخته<sup>۲</sup> تولید کند. این کار از طریق تنظیم ضرایب فیلتر صورت می‌پذیرد.

---

1. Echo Canceller  
2. Unknown System

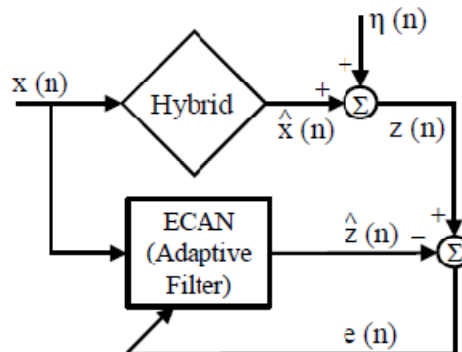
Direct System Modelling Configuration



$\hat{z}(n)$  = replica signal  
 $z(n)$  = desired signal  
 $\eta(n)$  = 'noise'  
 $x(n)$  = input signal  
 $e(n)$  = error

(الف)

Echo Canceller Configuration



$\hat{z}(n)$  = replica echo  
 $z(n)$  = desired signal,  
 (DT signal + echo ( $\hat{x}(n)$ ))  
 $\eta(n)$  = 'double-talk (DT) signal'  
 $x(n)$  = 'single-talk (ST) signal'  
 $e(n)$  = error

(ب)

شکل (۱-۳) الف-ساختار عمومی فیلتر وقتی، ب-ساختار کلی حذف کننده اکو [7]

در این شکل یک سیگنال یکسان به هر دو، سیستم ناشناخته و فیلتر اعمال می‌شود، خروجی ناشی از سیستم ناشناخته، سیگنال مرجع، و خروجی ناشی از فیلتر، سیگنال ساختگی می‌باشد. در این کاربرد، هدف مینیمم سازی اختلاف بین سیگنال مرجع و سیگنال ساختگی، که از آن به عنوان سیگنال خطا یاد می‌شود، است. از این سیگنال خطا به عنوان ورودی و تغذیه‌ی یک الگوریتم تطبیقی می‌توان استفاده کرد. در الگوریتم تطبیقی ضرایب فیلتر براساس یک سری توابع به نحوی تغییر و روزآمد می‌شوند تا سیگنال خطا مینیمم شود. به لحاظ تئوری این پروسه منجر به یافتن فیلتری می‌شود که دارای مدلی دقیقاً مشابه مدل سیستم ناشناخته است. از این دسته از فیلترهای تطبیقی جهت شناسایی سیستم‌ها، حذف اکو و واسطه‌ها استفاده می‌شود [32,33].



دوباره به شکل (۱-۳) بازمی‌گردیم. در شکل (الف) ساختار یک سیستم حذف اکو نشان داده شده است. سیستم ناشناخته در این شکل ترانسفورماتور هیبرید<sup>۱</sup> می‌باشد، که باعث بازگشت بخشی از سیگنال ارسالی<sup>۲</sup> به سمت منبع خود به‌عنوان اکو می‌شود. سیگنال ارسالی همچنین به فیلتر تطبیقی (حذف‌کننده اکو) نیز اعمال می‌شود تا سیگنال اکوی ساختگی  $(\hat{Z}(t))$  را ایجاد کند. اختلاف بین این دو، یعنی سیگنال اکوی واقعی و سیگنال اکوی ساختگی به‌عنوان خطا  $(e(n))$  به یک الگوریتم تطبیقی اعمال می‌شود تا ضرایب فیلتر بر اساس این خطا روزآمد شوند. تا زمانی که سیگنال اکوی ساختگی دقیقاً مشابه واقعی نشود، این سیگنال می‌تواند از طریق خطا به سمت منبع خود که گوینده باشد بازتاب شود و موجب اختلال در سیستم گفتگو گردد. زمانی که خطا برابر با صفر باشد، سیگنال اکوی ساختگی و واقعی دقیقاً یکسان شده‌اند و هیچ‌گونه اکویی به سمت گوینده برگشت نمی‌شود [22].

در قسمت قبل حالتی را بررسی کردیم که سیگنال اکو به صورت، تک‌صحبته<sup>۳</sup> بود  $(ST)$ ، لذا در حالت کلی سیگنال مرجع  $(Z(n))$  به صورت دو‌صحبته<sup>۴</sup>  $(DT)$  می‌باشد. به این مفهوم که سیگنال اکو  $(\hat{X}(n))$  با صوتی که مربوط به طرف مقابل است جمع می‌شود:

$$Z(n) = \hat{X}(n) + \eta[n] \quad (1-3)$$

از آن‌جایی که سیگنال  $(DT)$  با سیگنال  $(ST)$  ناپسته<sup>۵</sup> است، پس بنابراین، این سیگنال  $(DT)$  با سیگنال خطا نیز ناپسته است. بر این اساس حذف‌کننده‌ی اکو با سیگنال  $(DT)$  همانند نویز برخورد کرده و این فیلتر همچنان ضرایب را براساس سیگنال خطا روزآمد می‌کند [30].

---

1-Hybrid Transformer  
 2-Transmit Signal  
 3-Single-Talk  
 4-Double-Talk  
 5-Uncorrelated



این فیلتر FIR شامل یک سری واحدهای تأخیر، ضرب‌کننده و جمع‌کننده می‌باشد. رابطه‌ی خروجی این فیلتر را می‌توان به صورت معادله زیر بیان کرد.

$$y(n) = \sum_{i=0}^{N-1} W_i(n)X(n-i) \quad (2-3)$$

که در این رابطه  $W_i(n)$  ضرایب فیلتر، و  $X(n)$  ورودی فیلتر است. بر این اساس می‌توان گفت که خروجی فیلتر حاصل کانولوشن  $\bar{W}(n)$  و  $\bar{X}(n)$  است.

مزیت عمده‌ای که فیلتر FIR بر دیگر ساختارها دارد، تابع انتقال این فیلتر است که تنها شامل صفر می‌باشد.

$$\text{FIR : } H(Z) = \sum_{K=0}^M b_k Z^{-k} \quad (3-3)$$

این ساختار باعث شده است که فیلتر FIR ذاتاً پایدار باشد.

از طرف دیگر در تابع انتقال یک فیلتر IIR در حالت کلی هم صفر و هم قطب وجود دارد. در شرایطی که صفرها خارج از دایره‌ی واحد قرار گیرند، خروجی فیلتر IIR به طور نامحدودی نوسانی می‌شود. با این حال تحت شرایطی که این قطب‌ها درون دایره واحد قرار گیرند گونه‌ای از فیلتر IIR با پایداری مشروط ایجاد می‌شود، مانند فیلترهای شبکه‌ای<sup>1</sup> [32].

$$\text{IIR : } H(Z) = \frac{\sum_{K=0}^M b_k Z^{-k}}{1 - \sum_{K=1}^N a_k Z^{-k}} \quad (4-3)$$

البته دلایل دیگری نیز وجود دارد که باعث شده است ساختار فیلتر FIR نسبت به فیلتر IIR

بیشتر مورد توجه قرار گیرد. از جمله این دلایل می‌توان گفت:

---

1. lattice filter

- این فیلتر را می‌توان به نحوی طراحی کرد که دارای فاز خطی باشد و همچنین مادامی که ضرایب این فیلتر متقارن باشند انحرافی در فاز سیگنال ورودی این فیلتر، ایجاد نمی‌شود.
- سهولت در پیاده‌سازی در مواقعی که با حافظه محدود مواجه هستیم و همچنین جهت محاسبه‌ی خروجی فعلی تنها نیاز به ورودی‌های لحظه‌ی حال و گذشته است.
- دارای مشخصات آماری خوش‌رفتار است.

علاوه بر این، فیلتر FIR دارای معایبی نیز می‌باشد. جهت بررسی این معایب حالتی را در نظر بگیرید که از یک فیلتر FIR برای طراحی سیستمی که علاوه بر صفر دارای قطب نیز می‌باشد، استفاده کنیم. در این حالت فیلتر FIR تنها می‌تواند به تقریبی از مدل دقیق سیستم دست پیدا کند. همچنین در صورت وجود قطب قوی به چند صد واحد تأخیر و به تبع آن حافظه‌ی زیادی موردنیاز است، در نتیجه سیستم دارای هزینه و پیچیدگی محاسباتی زیادی نیز می‌شود. در حالی که برای طراحی چنین سیستمی یک فیلتر IIR، اولاً<sup>۱</sup> می‌تواند به مدل دقیق سیستم دست پیدا کند و ثانیاً<sup>۲</sup> به حافظه و پیچیدگی محاسباتی کمتری نیز نیاز دارد [33].

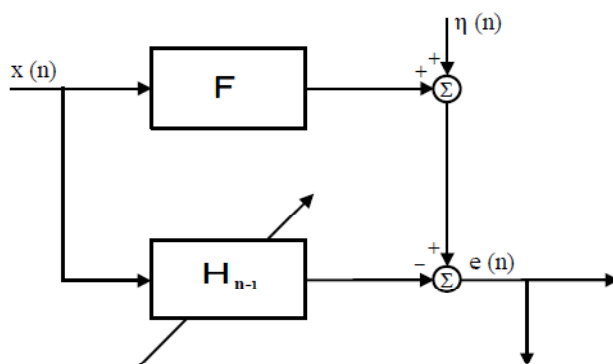
### ۳-۱-۲- فیلتر وینر<sup>۱</sup>

شناسایی سیستم‌ها که در این پایان‌نامه در مورد حذف اکو از آن بهره می‌جویم در کاربردهایی همچون شناسایی سیستم<sup>۲</sup> مسئله فیلتر کردن با ورودی ایستادن مطرح است. هدف یک الگوریتم وقتی دستیابی به نتایجی است که فیلتر وینر به آنها دست پیدا می‌کند. در شکل (۳-۴) نمایش یک مسئله فیلترینگ نشان داده شده است.

---

1-Wiener Filter.

2-system identification



**F** = unknown linear system (filter)  
**H<sub>n-1</sub>** = adaptive system (filter)  
 $\eta(n)$  = 'noise'  
 $x(n)$  = input signal  
 $e(n)$  = error

شکل (۳-۳) مسئله ی فیلترینگ وقتی استاندارد

در سال ۱۹۳۱ N. Wiener و E. Hope برای دستیابی به ضرایب بهینه فیلتر تخمین گر خطی پیوسته در زمان، روشی را ارائه دادند. در روشی که آنها ارائه کرده بودند از حل معادلات انتگرالی و از معیار میانگین مربعات خطا استفاده کرده بودند. این روابط به عنوان معادلات Wiener-Hopf مطرح شد.

روابطی که Wiener-Hopf ارائه کرده بودند، سپس توسط Levinson در سال ۱۹۴۷ برای سیگنال های گسسته در زمان به صورت زیر مطرح شد.

$$e_k = y_k - \hat{y}_k \quad (۵-۳)$$

$$e_k = y_k - \sum_{i=0}^{N-1} W(i)X_{k-i} \quad (۶-۳)$$

که در روابط بالا  $W(i)$ ،  $i$  امین ضریب فیلتر می باشد. از آنجایی که با سیگنال های گسسته کار می کنیم می توانیم روابط را به صورت ماتریسی بیان کنیم.

$$Y_k = \begin{bmatrix} Y_k \\ X_{k-1} \\ \vdots \\ X_{k-(N-1)} \end{bmatrix}, \quad W = \begin{bmatrix} W(0) \\ W(1) \\ \vdots \\ W(N-1) \end{bmatrix}$$

در نتیجه داریم:

$$e_k = y_k - W^T X_k = Y_k - X_K^T W \quad (7-3)$$

مربع خطای لحظه‌ای سیگنال به صورت زیر بدست می‌آید:

$$e_k^2 = y_k^2 - 2W^T(Y_k X_k) + W^T X_K X_K^T W \quad (8-3)$$

از آنجایی که میانگین مربع خطا همان امید ریاضی<sup>1</sup> رابطه‌ی (8-3) است می‌توان نوشت:

$$\xi = \text{MSE} \equiv E\{e_k^2\} \quad (9-3)$$

$$E\{e_k^2\} = E\{Y_k^2\} - 2W^T E\{Y_k X_k\} + W^T E\{X_k X_k^T\} W \quad (10-3)$$

اگر  $E\{X_k X_k^T\}$  را با  $R_{xx}$  و  $E\{Y_k X_k\}$  را با  $R_{xy}$  جایگزین کنیم رابطه‌ی بالا را می‌توان به صورت زیر ساده کرد:

$$\text{MSE} = E\{Y_k^2\} - 2W^T R_{YX} + W^T R_{xx} W \quad (11-3)$$

که  $R_{xx}$  ماتریس خودهمبستگی سیگنال ورودی و  $R_{yx}$  ماتریس همبستگی متقابل سیگنال

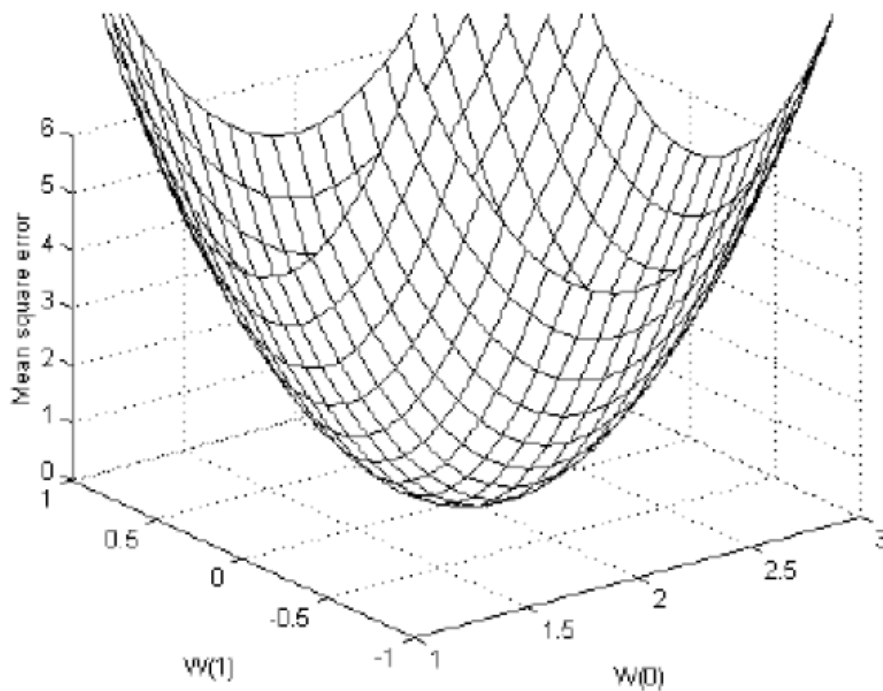
ورودی و سیگنال دلخواه می‌باشد [32,22].

---

1. Expected Value

### ۳-۱-۳- سطح اجرا

از رابطه‌ی (۳-۱۱) می‌توان فهمید که MSE یک معادله‌ی درجه‌ی دوم برحسب ضرایب فیلتر (W) می‌باشد. قسمتی از تابع MSE دوبعدی در شکل (۳-۵) زیر نشان داده شده است. در این شکل محور عمودی مقدار MSE و محورهای افقی ضرایب فیلتر می‌باشند. بسیاری از پروسه‌های وقتی از تابع درجه دوم خطا برای بدست آوردن ضرایب بهینه فیلتر ( $W_{opt}$ ) استفاده می‌کنند.



شکل (۳-۴) بخشی از رویه‌ی تابع معیار MSE دو بعدی

به این مفهوم که به دنبال آن بردار ضرایب فیلتری هستیم که معیار MSE را مینیمم کند. برای این کار از گرادیان<sup>۱</sup> استفاده می‌کنند. با استفاده از تعریف گرادیان ( $\nabla$ ) می‌توان گرادیان MSE را به صورت زیر بدست آورد:

<sup>۱</sup> Gradient.

$$\nabla \text{MSE} = \frac{\partial(\text{MSE})}{\partial \mathbf{W}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \text{MSE}}{\partial \mathbf{W}(\circ)} \\ \frac{\partial \text{MSE}}{\partial \mathbf{W}(1)} \\ \vdots \\ \frac{\partial \text{MSE}}{\partial \mathbf{W}(N-1)} \end{bmatrix}$$

در قسمت قبل دیدیم که MSE، امید ریاضی مجذور خطا می‌باشد، پس داریم:

$$\nabla \text{MSE} = \mathbf{E} \left\{ \frac{\partial \mathbf{e}_k^T}{\partial \mathbf{W}} \right\} = \mathbf{E} \left\{ \mathbf{r}_{\mathbf{e}_k} \frac{\partial \mathbf{e}_k}{\partial \mathbf{w}} \right\} = \mathbf{r} \mathbf{E} \left\{ (\mathbf{Y}_k - \mathbf{X}_k^T \mathbf{W}) \frac{\partial}{\partial \mathbf{w}} (\mathbf{Y}_k - \mathbf{X}_k^T \mathbf{W}) \right\} \quad (12-3)$$

$$\begin{aligned} &= -\mathbf{r} \mathbf{E} \left\{ (\mathbf{Y}_k - \mathbf{X}_k^T \mathbf{W}) \mathbf{X}_k \right\} \\ &= -\mathbf{r} \mathbf{E} \left\{ \mathbf{X}_k \mathbf{Y}_k \right\} + \mathbf{r} \mathbf{E} \left\{ \mathbf{Y}_k \mathbf{X}_k^T \right\} \mathbf{W} \\ &= \mathbf{r} \mathbf{R}_{yx} + \mathbf{r} \mathbf{R}_{xx} \mathbf{W} \end{aligned}$$

با توجه به رابطه‌ی بالا وقتی ضرایب فیلتر مقدار حداقل را برمی‌گزینند که مشتق آن برابر صفر

شود.

$$-\mathbf{r} \mathbf{R}_{yx} + \mathbf{r} \mathbf{R}_{xx} \mathbf{W}_{\text{opt}} = 0 \quad (13-3)$$

$$\mathbf{W}_{\text{opt}} = \mathbf{R}_{xx}^{-1} \mathbf{R}_{yx} \quad (14-3)$$

این رابطه، به رابطه‌ی Wiener-Hopf معروف است و فیلتر بدست‌آمده از ضرایب بالا همان فیلتر وینر می‌باشد. با استفاده از فیلتر وینر می‌توان به ضرایب دقیق فیلتر بهینه دست یافت. با این وجود در عمل از این رابطه استفاده نمی‌شود. مشکل از این جا ناشی می‌شود که محاسبه‌ی ماتریس  $\mathbf{R}_{xx}^{-1}$ ،  $(N \times N)$  برای هر نمونه ورودی بسیار طولانی و در صورت افزایش نمونه‌های ورودی فیلتر محاسبه‌ی این ماتریس بسیار پیچیده می‌شوند. از این رو برای دستیابی به ضرایب بهینه فیلتر از



الگوریتم‌های موسوم به الگوریتم‌های کاهش گرادیانی<sup>۱</sup> استفاده می‌شود [32,22]. در ادامه نمونه‌هایی از این الگوریتم‌ها را بررسی می‌کنیم.

### ۳-۱-۴- الگوریتم LMS<sup>۲</sup>

الگوریتم LMS یکی از مشهورترین الگوریتم‌های رایج در ارتباط با فیلترهای تطبیقی می‌باشد. شهرت این الگوریتم به دلیل سادگی و توانایی آن در تخمین ضرایب بهینه فیلتر وینر می‌باشد. این الگوریتم بدون حل مستقیم روابط Wiener-Hopf و با استفاده از روش کاهش گرادیان به جستجوی جواب بهینه تابع معیار که در اینجا MSE است می‌پردازد. در این روش وزن‌ها به صورت بازگشتی از رابطه‌ی زیر بدست می‌آیند.

$$W^{(K+1)} = W^{(K)} - \alpha^{(K)} \nabla F(W^{(K)}) \quad (۱۵-۳)$$

رابطه‌ی (۱۵-۳) را می‌توان به صورت زیر تعریف کرد:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{بردار وزن ضرایب} \\ \text{روزآمد شده} \end{array} \right\} = \left\{ \begin{array}{l} \text{بردار وزن} \\ \text{ضرایب} \end{array} \right\} - \left\{ \begin{array}{l} \text{سایز} \\ \text{پله} \end{array} \right\} \left\{ \begin{array}{l} \text{گرادیان} \\ \text{تابع} \end{array} \right\}$$

براساس این رابطه بردار وزن ضرایب ( $W$ ) متناسب با اندازه‌ی گرادیان تابع معیار ( $\nabla F(W^k)$ ) روزآمد می‌شوند. در این رابطه سایز پله ( $\alpha^{(k)}$ ) یک مقدار ثابت است که پایداری و سرعت همگرایی را تنظیم می‌کند. همچنین علامت منفی تضمین‌کننده‌ی این واقعیت است که وزن‌های تخمین‌زده شده باعث پایین آمدن از سطح رویه‌ی خطا می‌شوند.

---

1-Steepest descent  
2-Least Mean Square

به هر حال از آنجایی که مقادیر محاسبه شده برای گرادیان در هر مرحله با استفاده از روش گرادیان تصادفی، از مقادیر آنی و لحظه‌ای استفاده می‌شود باعث ایجاد گرادیان تصادفی و رندم می‌شود. (به‌ویژه اینکه مقادیر آنی و لحظه‌ای  $R_{xx}$  و  $R_{yx}$  را می‌دهند) [30,31].  
 به منظور بدست آوردن الگوریتم LMS، در معادله‌ی (۳-۱۵) تابع معیار MSE را جایگزین می‌کنیم و داریم:

$$W(n+1) = w(n) - \mu \nabla_w (e^r(n)) \quad (۳-۱۶)$$

و برای محاسبه‌ی  $\nabla_w (e^r(n))$  از میانگین مربع خطا نسبت به  $W$  مشتق می‌گیریم و داریم:

$$\begin{aligned} \nabla_w e^r(n) &= \frac{d[e^r(n)]}{dw} & (۳-۱۷) \\ &= \frac{d[d(n) - Z(n)^r]}{dw} \\ &= \frac{d[(d(n) - W(n)^T X(n))^r]}{dw} \\ &= r[d(n) - W(n)^T X(n)][-X(n)] \end{aligned}$$

$$= -rX(n)e(n) \quad (۳-۱۸)$$

با قرار دادن معادله‌ی (۳-۱۸) در معادله (۳-۱۶)، الگوریتم LMS را می‌توان به صورت معادله‌ی (۳-۱۹) بیان کرد.

$$w(n+1) = w(n) + r\mu e(n)X(n) \quad (۳-۱۹)$$

و یا به صورت زیر بیان کرد:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{بردار ضرایب} \\ \text{روزآمد شده} \end{array} \right\} = \left\{ \begin{array}{l} \text{بردار ضرایب} \\ \text{رحله‌ی قبل} \end{array} \right\} + \left\{ \begin{array}{l} \text{سایز} \\ \text{پله} \end{array} \right\} \left\{ \begin{array}{l} \text{سیگنال} \\ \text{خطا} \\ \text{مرحله‌ی قبل} \end{array} \right\} \left\{ \begin{array}{l} \text{بردار} \\ \text{سیگنال} \\ \text{ورودی} \end{array} \right\}$$

در حالت کلی یک شرط کافی برای پایداری الگوریتم LMS حدود  $\mu$  است که در محدوده‌ی

$$0 < \mu < \frac{1}{\lambda_{\max}}$$

قرار گیرد که،  $\lambda_{\max}$  بزرگترین مقدار ویژه ماتریس خودهمبستگی سیگنال ورودی است. مقادیر بزرگ این کمیت اگرچه باعث افزایش سرعت همگرایی می‌شود، اما در بعضی مواقع باعث نوسانی شدن سیستم می‌شود. همچنین برای مقادیر کوچک این کمیت می‌توان گفت از یک سو سرعت همگرایی را کاهش داده و از سوی دیگر پایداری سیستم را تضمین می‌کند.

شرایط دیگری که برای نرخ همگرایی الگوریتم LMS مطرح می‌شود، مشخصات آماری سیگنال ورودی است. یعنی به رنج تغییرات مقادیر ویژه ماتریس خودهمبستگی سیگنال ورودی (R) وابسته است. درحالتی که سیگنال ورودی یک سیگنال با همبستگی بالا باشد مانند سیگنال صحبت، در این شرایط مقادیر ویژه این سیگنال پراکندگی زیادی دارند. و نسبت  $\frac{\lambda_{\min}}{\lambda_{\max}}$  مقدار کوچکی است. در این حالت همگرایی الگوریتم LMS بسیار کند است. از طرفی درحالتی که سیگنال ورودی، سیگنالی با همبستگی کم باشد، مانند نویز سفید، در این شرایط پراکندگی مقادیر ویژه سیگنال ورودی بسیار کم و مقادیر ویژه تقریباً یکسان هستند. در این حالت سرعت همگرایی بالاست.

درحالت دوم که  $\frac{\lambda_{\min}}{\lambda_{\max}}$  تقریباً برابر ۱ می‌شود، مقادیر ویژه کوچک، سرعت همگرایی الگوریتم LMS را تحت تأثیر قرار می‌دهند و باعث کاهش سرعت همگرایی می‌شوند [32].

برای بررسی دقت تطبیق الگوریتم LMS پارامتر دیگری تحت عنوان عدم تطبیق<sup>۱</sup> معرفی می‌شود، این پارامتر کمیتی است فاقد بعد و به صورت نسبت، اضافه میانگین مربع خطا به میانگین مربع خطای مینیمم بیان می‌شود و نشان‌دهنده‌ی دقت الگوریتم LMS در دستیابی به جواب بهینه فیلتر وینر است.

---

1-Misadjustment

$$M = \frac{\text{excess MSE}}{\text{MSE}_{\min}} \quad (20-3)$$

این رابطه را برای الگوریتم LMS می‌توان به صورت زیر تقریب زد:

$$M \approx \mu \sum_{i=1}^{N-1} \lambda_i \quad (21-3)$$

$$\approx \mu \text{tr}[R] \quad (22-3)$$

$$\approx \frac{N}{4C_{\text{mse}}} \quad (23-3)$$

که در روابط بالا

$\text{tr}[R]$ : نشان ماتریسی خودهمبستگی سیگنال ورودی

$N$ : تعداد ضرایب فیلتر (طول فیلتر)

$C_{\text{mse}}$ : ثابت زمانی<sup>۲</sup> پروسه‌ی همگرایی وزن‌ها (ثابت زمانی منحنی آموزش<sup>۳</sup>) می‌باشند.

با توجه به معادلات (۲۰-۳) تا (۲۳-۳) می‌توان فهمید که عدم تطبیق، رابطه‌ی مستقیم با گام همگرایی ( $\mu$ ) و نسبت معکوس با ثابت  $C_{\text{mse}}$  دارد. بنابراین گام همگرایی نیز نسبت معکوس با ثابت زمانی همگرایی دارد. بنابراین برای دستیابی به عدم تطبیق کم در الگوریتم LMS، گام همگرایی را باید کوچک و برای دستیابی به سرعت همگرایی بالا این کمیت را می‌بایست بزرگ انتخاب کرد. به‌طور کلی همیشه یک کشمکش بین دقت و سرعت همگرایی وجود دارد. این موضوع حساسیت درانتخاب گام همگرایی را مشخص می‌کند. همچنین با توجه به معادله‌ی (۲۳-۳) می‌توان فهمید که در یک ثابت زمانی مشخص عدم تطبیق به صورت خطی با طول فیلتر افزایش می‌یابد [32,22].

---

1-trace  
2-time constant  
3-Learning curve

### ۳-۱-۵- الگوریتم NLMS'

موضوعی که اکثر الگوریتم بهینه‌سازی در جستجوی آن هستند، شرایطی است که دارای سرعت همگرایی بالا و سادگی همچون الگوریتم LMS باشد. و یک چنین شرایطی را می‌توان در الگوریتم NLMS بدست آورد. در الگوریتم NLMS برخلاف الگوریتم LMS سرعت همگرایی وابستگی به گام همگرایی ندارد [33].

معادلات الگوریتم NLMS را می‌توان به این صورت بیان کرد.

$$W(n+1) = W(n) + \frac{\mu e(n)X(n)}{X^T(n)X(n)} \quad (۲۴-۳)$$

و یا به صورت مشابه:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{بردار وزن ضرایب} \\ \text{روزآمد شده} \end{array} \right\} = \left\{ \begin{array}{l} \text{بردار وزن ضرایب} \\ \text{مرحله قبل} \end{array} \right\} + \frac{\left\{ \begin{array}{l} \text{گام پله} \end{array} \right\} \left\{ \begin{array}{l} \text{سیگنال خطا} \end{array} \right\} \left\{ \begin{array}{l} \text{بردار سیگنال} \\ \text{ورودی} \end{array} \right\}}{\left\{ \begin{array}{l} \text{تخمین توان لحظه‌ای} \\ \text{سیگنال ورودی} \end{array} \right\}}$$

در این الگوریتم، در هر تکرار تغییر وزن ضرایب فیلتر، با استفاده از نرم اقلیدسی سیگنال ورودی نرمال‌سازی می‌شوند. این امر باعث کم شدن اثر توان سیگنال ورودی بر تغییرات وزن‌ها می‌شود. همچنین در این الگوریتم با رسیدن هر نمونه‌ی ورودی، وزن ضرایب فیلتر تنها با تغییرات جزئی ایجاد شده نسبت به مرحله‌ی قبل روزآمد می‌شوند، در نتیجه تحت این شرایط رنج تغییرات ضرایب نیز کم می‌شود و سرعت همگرایی افزایش می‌یابد.

برای سیگنال‌های همبسته و غیرایستادن مانند صوت، الگوریتم NLMS به لحاظ نرخ همگرایی نسبت به الگوریتم LMS، کارآمدتر می‌باشد، دلیل این‌گو نیز می‌توان در نرمال‌سازی دانست که باعث کم کردن اثر توان سیگنال ورودی می‌شود. با این حال، به دلیل وابستگی که این الگوریتم به

---

1-Normalised Least Mean Squares

پراکندگی مقادیر ویژه سیگنال ورودی دارد، این الگوریتم به لحاظ نرخ همگرایی نسبت به دسته‌ی دیگری از الگوریتم‌ها سرعت کمتری دارد. با این وجود NLMS یکی از مشهورترین الگوریتم‌ها در تکنولوژی حذف اکو است که معمولاً در کاربردهای عملی از گونه‌ی جدیدی از این الگوریتم استفاده می‌شود.

$$w(n+1) = w(n) + \frac{\mu e(n)x(n)}{x^T(n)x(n) + \psi} \quad (25-3)$$

در این رابطه  $\psi$  یک مقدار ثابت کوچک است. این مقدار ثابت باعث می‌شود که در مواقعی که توان سیگنال ورودی ناچیز است از تغییرات شدید ضرایب فیلتر جلوگیری شود. با اضافه شدن این پارامتر و محدود شدن سائز پله  $(\mu)$ ، گونه‌ی پایداری از الگوریتم NLMS بدست می‌آید [34]. در مرجع [31] نشان داده شده است که در صورتی که در الگوریتم NLMS،  $0 < \mu < 2$  قرار گیرد، میانگین سرعت همگرایی این الگوریتم از LMS بیشتر است. این نتیجه نشان می‌دهد که پایداری الگوریتم NLMS، متکی به مشخصات آماری سیگنال ورودی نیست.

### ۳-۲- ارتفاع سطح تلفات اکوی برگشتی (ERLE)

کارایی حذف‌کننده‌های اکو معمولاً با معیاری به نام (ERLE) سنجیده می‌شود. این معیار در واقع بیان‌کننده نسبت سطح اکو قبل و بعد از حذف آن است که به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$ERLE = 10 \cdot \log \left[ \frac{\text{توان سیگنال اکو}}{\text{توان سیگنال اکوی مانده}} \right] \quad (\text{dB}) \quad (26-3)$$

$$= 10 \cdot \log \left[ \frac{E(Z^*(W))}{E[(Z(n) - \hat{Z}(n))^2]} \right]$$

که در روابط بالا:

$Z(n)$ : سیگنال دلخواه (اکوی واقعی)

$\hat{Z}(n)$ : سیگنال اکوی ساختگی

در هنگام محاسبه‌ی ERLE فرض می‌کنیم که سیستم در حالت دوصحبت‌ه (DT) نیست. بنابراین ERLE میزان تضعیف انجام شده توسط حذف‌کننده اکو را نشان می‌دهد. این کمیت همچنین معیار است جهت بررسی شایستگی اثر پروسه حذف اکو. این معیار با زمان تغییر می‌کند. در ابتدا مقدار این کمیت بسیار کوچک است. با همگرایی الگوریتم به سمت وزن‌های بهینه فیلتر این مقدار افزایش می‌یابد. از نقطه نظر تئوری مقدار ERLE در حالت ماندگار<sup>۱</sup> بسیار بزرگ است و یک حذف‌کننده اکو ایده‌آل در مدت‌زمان کوتاهی به ERLE بسیار بزرگ دست پیدا می‌کند. هرچند از لحاظ عملی محدودیت‌هایی برای دستیابی به این نتیجه وجود دارد: مثلاً مدل مسیر اکو، اغلب شامل مؤلفه‌های غیرخطی در تابع انتقالش است. یا وسیله تولیدکننده اکو، میزان خاصی از تلفات اکو را می‌سازد که کمتر مورد توجه قرار می‌گیرد. همچنین قطعات با دقت محدود، محدودیت در دقت محاسبات را در پی دارد. بنابراین دستیابی به ماکزیمم ERLE حالت پایدار از لحاظ تئوری دست نیافتنی است. با این وجود یک حذف‌کننده اکو با کارایی خوب دارای ERLE حالت پایدار نسبتاً بزرگی است که در زمان همگرایی کوتاه به آن دست پیدا کند [32,35].

---

1-Steady State

## فصل چہارم:

# روش بہینہ سازی اجتماع ذرات



در یک مسئله بهینه‌سازی، هدف دستیابی به جوابیست که دارای بهترین مقدار تابع معیار از بین تمام جواب‌های موجود در فضای مسئله است. بسیاری از مسائل بهینه‌سازی دنیای مهندسی صنعتی ذاتاً بسیار پیچیده‌اند و حل آنها بدلیل پیچیدگی سیستم، وجود پارامترهای نامطمئن و متغیر با زمان بودن آنها بسیار دشوار بوده و در بعضی موارد عملاً غیرممکن می‌باشد. الگوریتم‌های کلاسیک متنوع و فراوانی برای جستجوی فضای جواب‌ها و یافتن جواب بهینه طراحی شده و مورد استفاده قرار می‌گیرند. یکی از مشکلات روش‌های کلاسیک و سنتی این است که فقط در مسائلی که توسط یک مدل دقیق توصیف شده باشند می‌توانند قابل اعمال باشند و بنابراین در تعداد زیادی از مسائل دنیای واقعی که تعریف کامل مسئله و مدل دقیق آن در دست نمی‌باشد کارایی ندارند. در اکثر روش‌های سنتی موجود، در صورت یافتن جواب مسئله، آن جواب دقیق می‌باشد. و از این روش‌های دقیق<sup>۱</sup> نامیده می‌شوند.

در مواردی که بدلیل پیچیدگی مسئله تعریف شده رسیدن به جواب با روش‌های سنتی غیرممکن و یا روند همگرایی الگوریتم‌های یاد شده کند باشد، مجبوریم جواب را تخمین بزنیم و به عبارتی، از روش‌های تقریبی<sup>۲</sup> استفاده کنیم. در اکثر مسائل دنیای واقعی، استفاده از این روش‌ها ارجحیت دارد. برای غلبه بر مشکلات روش‌های سنتی، روش‌های تجربی مدرن<sup>۳</sup> بوجود آمده‌اند که روش‌های تقریبی می‌باشند و تمرکز عمده آنها در فرار از نقطه بهینه محلی و یافتن بهینه کلی می‌باشد. مزیت این روش‌ها این است که این الگوریتم‌ها همه‌منظوره بوده و قابل‌اعمال به طیف وسیعی از مسائل می‌باشند. روش‌های مدرن را می‌توان به دو گروه کلی روش‌های مبتنی بر

---

1-Exact Methods

2-Approximate Methods

3-Modern Heuristics Methods

جمعیت<sup>۱</sup> و روش‌های مبتنی بر جواب واحد<sup>۲</sup> تقسیم‌بندی کرد. در ادامه به معرفی یکی از روش‌های بهینه‌سازی مبتنی بر جمعیت می‌پردازیم.

الگوریتم بهینه‌سازی اجتماع<sup>۳</sup> ذرات یک تکنیک بهینه‌سازی تصادفی است که اولین بار در سال ۱۹۹۵ توسط کندی<sup>۴</sup>، ابرهارت<sup>۵</sup> و شای<sup>۶</sup> در تلاش برای شبیه‌سازی رفتار جمعی مطرح شد. سپس الگوریتم ساده شده جهت بهینه‌سازی مورد مطالعه قرار گرفت. در کتاب کندی و ابرهارت به فلسفه انواع PSO و هوش جمعی<sup>۷</sup> پرداخته است. همچنین مطالعات نسبتاً وسیعی توسط پولی<sup>۸</sup> بر روی کاربرد های PSO صورت گرفت. ایده ی این الگوریتم الهام گرفته از طبیعت و بر اساس تکرار می باشد. منبع الهام، حرکت و رفتار موجوداتی همچون ماهی ها و پرندگان می باشد [36].

- 
- 1- Population Based Method
  - 2- Single Solution Methods
  - 3-particle swarm optimization
  - 4-Kennedy
  - 5-Eberhart
  - 6-Shi
  - 7- swarm Intelligence
  - 8-poli

## ۴-۲- اصطلاحات کاربردی در PSO

### ۴-۲-۱- هوش جمعی

از هوش جمعی موجوداتی مانند مورچه ها، زنبور ها، موریانه ها، دسته های ماهیان و دسته ی پرندگان ها در کاربرد های محاسباتی الگو برداری می شود. در این نوع اجتماعات هر یک از موجودات ساختار نسبتاً ساده ای دارند ولی رفتار جمعی آنها بسیار پیچیده است. رفتار کلی یک گروه به صورت غیر خطی از آمیزش رفتارهای تک تک اجتماع بدست می آید. رفتار جمعی فقط وابسته به رفتار فردی افراد اجتماع نیست، بلکه به چگونگی تعامل میان افراد نیز وابسته است. تعامل بین افراد، تجربه ی افراد در باره ی محیط را افزایش می دهد و موجب پیشرفت اجتماع می شود.

برای مثال در کولونی مورچگان، هر یک از مورچه ها یک کار ساده مخصوص را انجام می دهد ولی به طور جمعی عمل و رفتار مورچه ها، ساختن بهینه ی لایه محافظت از ملکه و نوزادان، تمیز کردن لانه، یافتن بهترین منابع غذایی و بهینه سازی استراتژی حمله را تضمین می کند. ساختار اجتماعی گروه بین افراد مجموعه، کانالهای ارتباطی ایجاد می کند که طی آن افراد می توانند به تبادل تجربه های شخصی بپردازند. برای درک بهتر تعامل گروهی به بیان مثال هایی می پردازیم.

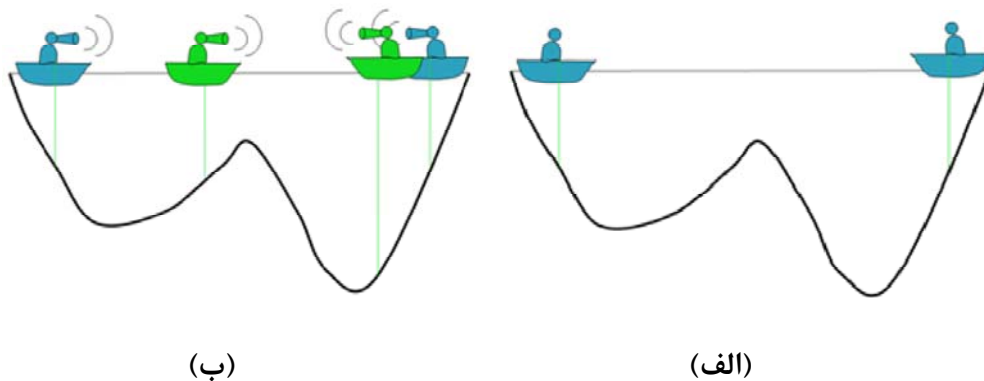
### مثال اول: یافتن گروهی گنج

فرض کنید شما و گروهی از دوستانتان به دنبال گنج می گردید. هر یک از اعضای گروه یک فلزیاب و یک بی سیم دارد که می تواند مکان و موقعیت خود را به دیگران اطلاع دهد. بنابر این شما می دانید که همسایگانتان از شما به گنج نزدیکترند یا نه؟ پس اگر همسایه ای به گنج نزدیکتر

بود شما می توانید به طرف او حرکت کنید. با چنین کاری شانس شما برای رسیدن به گنج بیشتر می شود و همچنین گنج زودتر از زمانی که شما تنها باشید، پیدا می شود.

### مثال دوم: یافتن عمیق ترین نقطه

در این مثال دو قایق سعی در پیدا کردن عمیق ترین قسمت رودخانه را دارند. والبته هر دو با هم ارتباط داشته و تجربیات و یافته های خود را با هم در میان میگذارند. شکل (۱-۴ الف).



شکل (۱-۴) یافتن عمیق ترین نقطه

در شکل (۱-۴ ب) حرکت بعدی هر یک از قایقها نشان داده شده است. قایق سمت راست قایق سمت چپ را از یافتن نقطه ای عمیق تر آگاه کرده و قایق سمت چپ به سمت قایق سمت راست تمایل پیدا می کند و لذا هر دو قایق ناحیه ای در کنار یکدیگر که شانس بیشتری برای داشتن عمق بیشتر دارند را جستجو می کنند. یعنی تمرکزشان به سمت نقطه ای که شانس پیدا کردن عمیق ترین نقطه بیشتر است معطوف می گردد. البته باید توجه داشت که این جهت گیری به سمت قایقی که در کنار نقطه ی عمیق تر است به طور یکباره نیست. یعنی قایق بلافاصله به آن سمت حرکت نمی کند بلکه به آن سمت کمی متمایل می شود. چون ممکن است عمیق ترین نقطه در اطراف خودش باشد و سهوا" از آن با بی اعتنائی کامل عبور کند. یعنی هم درصدی از تمرکز را بر کار خودش و درصدی از تمرکز و جهت گیری را به طرف قایق دیگر بکار می برد.

پیش از اینکه به توصیف الگوریتم بردازیم به بیان چند واژه می پردازیم.

#### ۲-۲-۴- مفهوم swarm

عبارت swarm در زبان انگلیسی به اجتماع دسته ی انبوهی از جانوران و پرندگان یا حشرات اشاره می کند. و یا به صورت مجموعه ای سازمان یافته از موجوداتی تعریف می شود که با یکدیگر همکاری می کنند. این دسته ها می توانند حرکات منظم و هماهنگی با یکدیگر برای رسیدن به یک هدف نهایی داشته باشند.

#### ۳-۲-۴- مفهوم particle

به هر یک از پرنده ها یا ماهی ها به تنهایی، که جزء گروه قرار میگیرند ذره یا particle گفته می شود. هر ذره به تنهایی کار ساده ای انجام می دهد ولی در کل وقتی کار تک تک ذرات کنار هم قرار می گیرد، به هدف بزرگ و پیچیده خود می رسند. در الگوریتم خواهیم دید که هر ذره نشان دهنده یک جواب کاندید برای مسئله می باشد.

### شرح الگوریتم بر اساس طبیعت

فرض کنید گروهی از پرندگان در فضایی به صورت تصادفی به دنبال غذا می گردند. تنها یک تکه غذا در فضا ی مورد بحث وجود دارد. هیچ یک از پرندگان محل غذا را نمی دانند. یکی از بهترین استراتژیها می تواند دنبال کردن پرنده ای باشد که کمترین فاصله را تا غذا داشته باشد. این استراتژی در واقع جانمایه الگوریتم است. در الگوریتم PSO هر راه حل که به یک ذره گفته می شود، معادل یک پرنده در الگو ی حرکت جمعی پرندگان می باشد.

### ۳-۴- الگوریتم‌های PSO

در یک مسئله بهینه‌سازی به روش PSO هر ذره در واقع بیانگر یک جواب بالقوه برای مسئله می‌باشد. موقعیت ذرات با توجه به تجربه خودشان و همسایگانشان عوض می‌شود. از این پس از  $\bar{x}_i(t)$  برای نشان دادن موقعیت ذره  $P_i$  ام در زمان  $t$  استفاده می‌کنیم. سرعت حرکت ذره  $i$  ام بصورت زیر تعریف می‌شود:

$$\vec{v}_i(t) = \bar{x}_i(t) - \bar{x}_i(t-1) \quad (1-4)$$

در ادامه به بررسی سه الگوریتم متداول در روش PSO می‌پردازیم:

#### ۳-۴-۱- الگوریتم بهترین فردی<sup>۱</sup>

در این الگوریتم، تغییر موقعیت ذرات فقط براساس تجارب خودشان در طول حرکت، می‌باشد، لذا ذرات با یکدیگر هیچ‌گونه ارتباطی ندارند.

۱- ابتدا فرض کنید که اجتماع اولیه‌ای بطور تصادفی شکل گیرد. در این اجتماع،  $P$ ، موقعیت ذره  $i$  ام،  $\bar{x}_i$ ، و سرعت آن،  $\vec{v}_i$ ، در ابتدا به‌طور تصادفی در فضای چندبعدی انتخاب می‌شوند.

۲- در هر مرحله از الگوریتم ارزش<sup>۲</sup> هر ذره با توجه به موقعیت حاضرش (لحظه  $t$ ) محاسبه شود. این ارزش با توجه به تابع معیار  $F(\cdot)$  محاسبه می‌گردد. مقادیر بزرگتر یا کوچکتر  $F(\bar{x}_i(t))$  را ارزشمندتر در نظر می‌گیریم.

۳- با داشتن ارزش ذرات در لحظه  $t$ ، مقایسه‌ای بین ارزش هر ذره در حال حاضر و بهترین تجربه گذشته‌اش  $P_{best}$ <sup>۳</sup> صورت می‌گیرد و در شرایطی که ارزش فعلی ذره از بهترین تجربه گذشته ذره بیشتر باشد بهترین تجربه گذشته ذره تصحیح می‌گردد.

---

1-Individual Best  
2-Fitness  
3-Personal best

- اگر  $F(\bar{x}_i(t)) > pbest_i$  آنگاه

$$pbest_i = F(\bar{x}_i(t)) \quad \text{الف)}$$

$$\bar{x} pbest_i = \bar{x}_i(t) \quad \text{ب)}$$

۴- سرعت هر مرحله طبق رابطه زیر محاسبه می‌گردد:

$$v_i(t) = \bar{v}_i(t-1) + \rho(\bar{x} pbest_i - \bar{x}_i(t)) \quad (۲-۴)$$

که در آن  $\rho$  یک عدد مثبت تصادفی است.

۵- با داشتن سرعت حرکت هر ذره، مکان جدید هر ذره از روی مکان قبلی آن به صورت زیر

محاسبه می‌گردد:

$$\bar{x}_i(t) = \bar{x}_i(t-1) + \bar{v}_i(t) \quad (۳-۴)$$

۶- بازگشت به مرحله ۲ و تکرار الگوریتم تا رسیدن به همگرایی.

در الگوریتم تشریح شده، حداکثر مقدار  $\rho$  از پارامترهای PSO است که بعداً "بحث بیشتری

راجع به آن خواهیم کرد. مقادیر بزرگ برای این پارامتر، موجب حرکت نوسانی ذرات شده و مقادیر

کوچک آن حرکت هموارتری را میسر می‌سازند ولی سرعت همگرایی را کند می‌کند [37].

#### ۴-۳-۲- الگوریتم بهترین جهانی

در این الگوریتم حرکت هر ذره با استفاده از تجربه خودش و حرکت سایر ذرات صورت می‌گیرد.

واضح است که در این الگوریتم همبستگی زیادی در اجتماع وجود دارد و حرکت ذرات کاملاً

به هم مرتبط هستند.

مراحل الگوریتم:

۱- تشکیل جمعیت اولیه (همانند آنچه در مورد الگوریتم بهترین فردی ذکر شد، به صورت تصادفی صورت می پذیرد).

۲- محاسبه ارزش ذرات با استفاده از موقعیت فعلیشان.

۳- مقایسه ارزش کنونی ذرات و بهترین تجربیاتشان و جایگزینی شرطی زیر

- اگر  $F(P_i) > pbest_i$  آنگاه

$$pbest_i = F(P_i) \quad (\text{الف})$$

$$\bar{x} pbest_i = \bar{x}_i(t) \quad (\text{ب})$$

۴- مقایسه ارزش کنونی هر ذره با بهترین تجربه قبلی کلیه ذرات جمعیت و جایگزینی ذیل:

- اگر  $F(P_i) > gbest_i$  آنگاه

$$gbest_i = F(P_i) \quad (\text{الف})$$

$$\bar{x} gbest_i = \bar{x}_i(t) \quad (\text{ب})$$

۵- تغییر سرعت هر ذره توسط رابطه زیر:

$$v_i(t) = \bar{v}_i(t-1) + \rho_1(\bar{x} pbest_i - \bar{x}_i(t)) + \rho_2(\bar{x} gbest - \bar{x}_i(t)) \quad (4-4)$$

که در آن  $\rho_1, \rho_2$  اعداد مثبت تصادفی می باشد:

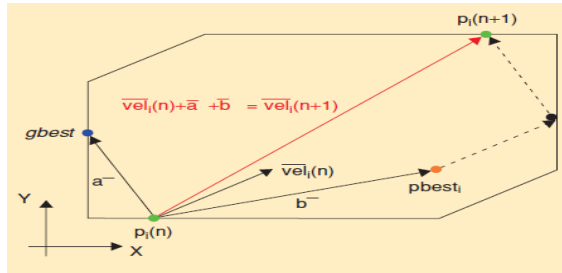
۶- حرکت دادن ذرات به موقعیت های جدیدشان.

$$\bar{x}_i(t) = \bar{x}_i(t-1) + \bar{v}_i(t) \quad (5-4)$$

۷- بازگشت به مرحله ۲ و تکرار الگوریتم تا رسیدن به همگرایی [37].

شکل (۲-۴) نحوی جابجایی ذرات در فضای دوبعد در هر تکرار را نشان می دهد.





شکل (۴-۲) نحوی جابجایی ذرات [42]

### ۴-۳-۳- الگوریتم بهترین محلی

در این الگوریتم ذرات تحت تأثیر بهترین موقعیت بدست آمده در همسایگی خود قرار دارند.

مراحل الگوریتم کاملاً مشابه با آنچه در مورد الگوریتم بهترین جهانی آمد می‌باشد تنها با این

تفاوت که در مراحل ۴ و ۵،  $lbest$  جایگزین  $gbest$  می‌شود.

$lbest$  نشانگر بالاترین ارزش بدست آمده در همسایگی  $i$  ام است. برخلاف  $gbest$  که در اجتماع

یکتاست، به تعداد همسایگی‌های اجتماع  $lbest$  وجود دارد.

با اینکه سرعت همگرایی در نسخه بهترین محلی نسبت به نسخه بهترین جهانی پایین‌تر است

ولی در عوض نتیجه بهتری در این نسخه حاصل می‌شود. مهمترین برتری آن نسبت به نسخه

بهترین جهانی، کاهش احتمال بدام افتادن در نقاط بهینه محلی است [37].

### ۴-۴- معیار شایستگی<sup>۲</sup>

همانطور که در مرحله ۲ الگوریتم‌های PSO اشاره شد، در هر مرحله از تکرار الگوریتم، می‌بایست

ارزش ذرات محاسبه گردد. به عنوان مثال اگر هدف یافتن ماکزیمم تابع  $f(z) = \sin z - 3z^2$

باشد، تابع معیار می‌تواند همان  $f(x_i)$  انتخاب شود.

1-local best  
2-global best  
3-Fitness Calculation

#### ۴-۵- همگرایی<sup>۱</sup>

شرط توقف الگوریتم را می‌توان به دلخواه برگزید. در برخی روش‌ها، تعداد تکرار مشخص را شرط توقف الگوریتم قرار می‌دهند، در حالیکه برخی دیگر تغییر جزئی در بهترین ارزش ذرات و یا بردار سرعت، در تکرارهای متوالی را شرط توقف می‌گیرند [37].

#### ۴-۶- پارامترهای PSO

اگر رابطه تغییر سرعت که در بند ۵ الگوریتم بهترین جهانی داشتیم را بصورت زیر بنویسیم:

$$\bar{v}_i(t) = \bar{v}_i(t-1) + \rho_1(\bar{x} pbest_i - \bar{x}_i(t)) + \rho_2(\bar{x} gbest - \bar{x}_i(t)) \quad (۴-۶)$$

مشخص است که سمت چپ رابطه در واقع بیانگر شتاب ذره  $i$  ام در زمان  $t$  می‌باشد.

$$\bar{a}_t(t) = \bar{v}_i(t) - \bar{v}_i(t-1) \quad (۴-۷)$$

ضرایب  $\rho_1, \rho_2$  بصورت زیر در نظر گرفته می‌شوند:

$$\rho_1 = r_1 C_1 \quad (۴-۸)$$

$$\rho_2 = r_2 C_2 \quad (۴-۹)$$

که در آن  $r_1, r_2$  اعدادی تصادفی در بازه (۰ و ۱) می‌باشند و  $C_1, C_2$  ضرایب شتاب نام دارند و اعداد ثابت مثبتی می‌باشند [37].

در مرجع [38] بررسی بر روی تأثیر  $C_1, C_2$  در مسیر حرکت ذرات انجام شده است و شرط لازم برای همگرایی PSO بصورت زیر آمده است.

$$C_1 + C_2 \leq 4$$

در مرجع [39] با توجه به ضرایب شتاب، الگوریتم‌های PSO به چهار گونه تقسیم‌بندی شده‌اند:

---

1-Convergence

$(C_1, C_2 > 0)$	-Full Model
$(C_1 > 0, C_2 = 0)$	- Cognition Only
$(C_1 = 0, C_2 > 0)$	- Social Only
$(C_1 = 0, C_2 > 0), g \neq i)$	-Selfness

علاوه بر پارامتر شتاب که ذکر شد، در PSO استاندارد چند پارامتر دیگر وجود دارد که راجع به هر کدام توضیحی می‌آوریم:

- **بعد مسئله:**

این پارامتر در واقع همان بعد فضایی است که ذرات در آن شناور می‌باشند. این بعد به تعریف مسئله و نحوه کدگذاری وابسته است. PSO در مسائل با بعد بالا، عملکرد خوبی نشان داده است

- **تعداد ذرات:**

تعداد ذرات در اجتماع (Swarm Size) معمولاً بطور سعی و خطا برای همگرایی بهتر انتخاب می‌شود. با توجه به اینکه اساس عملکرد PSO بر تفکر جمعی است، تعداد ذرات نسبتاً زیاد به پاسخ‌های بهتری منجر می‌شود. ولی در عین حال، مشخص است که ذرات زیادتر، نیازمند محاسبات بیشتر و بنابراین صرف زمان بیشتری است.

- **حداکثر سرعت:**

قراردادن یک حد بالا برای سرعت ( $V_{max}$ ) موجب می‌شود که ذرات با سرعت زیاد در ناحیه جستجو پرش نمایند و در نتیجه فضا بطور دقیق‌تری برای دستیابی به مناطق مطلوب‌تر بررسی گردد و همچنین از واگرایی الگوریتم به ازای سرعت‌های زیاد خودداری می‌کند. پس از به‌روز کردن

بردار سرعت برای هر ذره در یک تکرار مشخص الگوریتم، حد بالا برای سرعت را بصورت شرط زیر اعمال می‌کنیم:

$$V_i(t) = V_{\max} \quad \text{اگر } V_i(t) > V_{\max} \quad \text{آنگاه}$$

$$V_i(t) = -V_{\max} \quad \text{اگر } V_i(t) < -V_{\max} \quad \text{آنگاه}$$

مقدار  $V_{\max}$  معمولاً با توجه به محدوده تغییرات درایه‌های بردار ممکن ذرات انتخاب می‌شود.

در مرجع [37] نشان داده شده است که در صورت بکارگیری روابط زیر نیازی به  $V_{\max}$  وجود ندارد.

$$\vec{V}_i(t) = K(\vec{V}_i(t-1)\rho_1(\vec{x}_{pbest} - \vec{x}_i(t)) + \rho_2(\vec{x}_{gbest} - \vec{x}_i(t)))$$

(۱۰-۴)

که در آن:

$$K = 1 - \frac{1}{\rho} + \frac{\sqrt{|\rho^2 - 4\rho|}}{2}$$

(۱۱-۴)

$$\rho = \rho_1 + \rho_2 > 4$$

(۱۲-۴)

در رابطه بالا  $K$  ضریب انقباض<sup>۱</sup> نام دارد.

#### • اندازه همسایگی:

همانطور که ذکر شد، نسخه بهترین جهانی در واقع، حالت خاصی از بهترین محلی است که در آن فقط یک همسایگی موجود است. بدلیل اینکه در الگوریتم نسخه بهترین جهانی، بدام افتادن در یک مینیمم محلی ممکن می‌باشد، نسخه بهترین محلی که در آن تعداد همسایگی‌های جستجوی جواب، بیشتر از یکی است، ترجیح داده می‌شود. شعاع همسایگی کوچکتر یا بطور معادل تعداد

---

1-Constriction Coefficient

همسایگی بیشتر، موجب می‌شود که اولاً ناحیه بیشتری از فضا جستجو شود و ثانیاً با جلوگیری از تحت تأثیر بودن تمامی ذرات از یک ذره، احتمال سکون در یک مینیمم محلی به مراتب کمتر می‌شود. البته تعداد همسایگی‌های بیشتر موجب همگرایی کندتر می‌گردد [37].

• **وزن اینرسی:**

با در نظر گرفتن پارامتری به نام وزن اینرسی ( $\varphi$ ) عملکرد بهتری در PSO مشاهده می‌شود. این ضریب بصورت زیر اعمال می‌شود:

$$\vec{V}_i(t) = \varphi(\vec{V}_i(t-1)\rho_1(\vec{x}_{pbest} - \vec{x}_i(t)) + \rho_2(\vec{x}_{gbest} - \vec{x}_i(t)) \quad (13-4)$$

وزن اینرسی اثر سرعت لحظه قبل را بر سرعت حال حاضر کنترل می‌نماید. مقادیر بزرگ این پارامتر، موجب کاوش وسیع‌تر در فضای جستجو و مقادیر کوچک آن تمرکز در ناحیه‌ای کوچک را سبب می‌شود [37].

معمولاً،  $\varphi$  ابتدا با مقدار یک تنظیم شده و در طول تکرار الگوریتم، به مرور کاهش می‌یابد.

مسئله مهم بعدی در رابطه با  $\varphi$ ، دقت به برقراری نامساوی زیر می‌باشد:

$$\varphi > \frac{1}{2}(C_1 + C_2) - 1 \quad (14-4)$$

که در آن  $C_1$  و  $C_2$  به ترتیب ضرایب شتاب مربوط به pbest و gbest می‌باشد. در صورت عدم برقراری (3-13)، رفتار PSO نوسانی و شاید واگرا گردد.

۷-۴- تغییر ساختار استاندارد PSO

پس از تشریح الگوریتم‌های استاندارد PSO، حال به چند مورد از تحقیقات اخیر در این زمینه که موجب افزایش کارایی PSO استاندارد می‌شوند اشاره می‌کنیم. از اصلاحات انجام شده، استفاده از

روش انتخاب نظیر آنچه در الگوریتم ژنتیک مرسوم است، در PSO می‌باشد. طرح‌های زیادی برای  
 طریقه استفاده از روش‌های انتخاب، بررسی و چندین استراتژی ارائه شده‌اند.

کار مهم دیگر در تغییر ساختار استاندارد PSO، ایجاد الگوریتم‌های PSO همراه با تولیدمثل  
 می‌باشد. این الگوریتم‌ها که Breeding PSO نامیده می‌شوند، از عملگر برش در الگوریتم ژنتیک  
 بهره می‌برند. معمولاً برای برش از عملگر استاندارد ترکیب میانی استفاده می‌شود. باید توجه شود  
 که برای انتخاب والدین در ترکیب برش نایستی از رویه انتخاب تناسبی استفاده شود زیرا به دلیل  
 بستگی انتخاب به مقدار ارزش ذرات، ذرات بهتر به سرعت بر بقیه غلبه کرده و همگرایی زودرس را  
 نتیجه می‌دهد.

از دیگر تحقیقات به عمل آمده در مورد PSO، ساختارهای همسایگی است همانطور که دیدیم،  
 الگوریتم بهترین محلی بر پایه اصل شکل‌دهی به همسایگی ذرات بنیان‌گذاری شده است.  
 روش‌های متعددی برای تعریف همسایه بودن دو ذره در اجتماع وجود دارد. همانطور که قبلاً  
 آمد، تخصیص یک اندیس می‌تواند همسایه بودن دو ذره را مشخص کند. روش دیگری بر پایه  
 فاصله فضایی میان ذرات در سال ۱۹۹۹ ارائه شده است [40]. در این شیوه دو ذره  $P_a$  و  $P_b$  در  
 یک همسایگی قرار دارند اگر:

$$\frac{\|\bar{x}_a - \bar{x}_b\|}{d_{\text{man}}} < \xi \quad (15-4)$$

که در آن  $d_{\text{man}}$  بیشترین فاصله موجود بین جفت‌های ذرات و پارامتر  $\xi$  بصورت زیر در طی  
 تکرارهای الگوریتم تغییر می‌کند:

$$\xi = \frac{3t + 0.6t_{\text{man}}}{t_{\text{man}}} \quad (16-4)$$

در این استراتژی شعاع همسایگی‌ها با افزایش شماره تکرار الگوریتم، افزایش می‌یابد. مزیت این نوع انتخاب آن است که در ابتدا تعداد بیشتری همسایگی امکان جستجوی وسیع‌تر را فراهم می‌آورند و به تدریج که حوزه تقریباً مشخص می‌شود، با سرعت بیشتر و تعداد همسایگی‌های کمتر، الگوریتم به جواب نزدیک می‌شود.

برای غلبه بر مشکلات ذیل که ممکن است در الگوریتم PSO بروز کند، نیز روش‌هایی پیشنهاد گردیده‌اند. این مشکلات که به عنوان نقاط ضعف PSO می‌توان از آنها نام برد عبارتند از:

- همگرایی زودرس

- کم بودن سرعت همگرایی به سمت نقطه بهینه

- مواجه شدن با مسائل دینامیکی دنیای واقعی

الگوریتم PSO طبیعتاً یک روش سریع است که دقیقاً همان چیزی است که در مسائل نه چندان پیچیده و یا بُعد کم که احتمال دچار شدن در بهینه محلی کم است مطلوب می‌باشد. ولی در مسائل با بُعد بالاتر و پیچیده‌تر همگرایی سریع می‌تواند نشان‌دهنده این باشد که الگوریتم در یک نقطه بهینه محلی به دام افتاده است. ولی نقاط بهینه محلی زیادی در فضای جواب‌ها وجود دارد، باید برای گریز از به دام افتادن در نقطه بهینه محلی، دقت و وقت بیشتری را صرف جستجو کرد. از طرفی باید به این نکته هم توجه کرد که سرعت همگرایی به سمت نقطه بهینه نباید خیلی کم باشد.

مشکل بعدی روش PSO در مواجه شدن با مسائل دینامیکی می‌باشد. از آنجائی که PSO حافظه‌دار بوده و هر ذره با توجه به تجربه‌های قبلی خود و سایر اعضاء مسیر حرکت بعدی خود را مشخص می‌کند، مشکلاتی در حل مسائل دینامیکی با این روش، پدید می‌آید.

به‌طور کلی دو راه ممکن است برای تغییر نقطه بهینه عبارتند از:

۱- تغییر نقطه بهینه با گذشت زمان در فضای جستجو

۲- تغییر ارزش نقطه بهینه با گذشت زمان

در مورد اول اگر تغییر موقعیت کوچک باشد، الگوریتم استاندارد PSO قادر است سریعاً خود را با این تغییر تطبیق دهد و به سمت نقطه بهینه جدید حرکت کند. ولی اگر نقطه بهینه سریع حرکت کند و تغییر موقعیت زیاد باشد، PSO به آسانی نمی‌تواند نقطه بهینه را دنبال کند زیرا برای دنبال کردن نقطه بهینه، بردارهای حافظه pbest و gbest ذرات باید بهبود یابند و به منظور این بردارها، ذره باید یک موقعیت بهتری را در فضای جستجو بیابد. ولی از آنجایی که ذرات حول نقطه بهینه قبلی تجمع دارند، اگر تغییرات نقطه بهینه جدید نسبت به قبلی زیاد باشد ذرات نمی‌توانند موقعیت نقطه بهینه جدید را ردیابی کنند و به تبع آن نمی‌توانند موقعیت بهتری از موقعیت‌های pbest و gbest که در حافظه خود دارد، بیابند.

در مورد راه حل دوم، مسئله از این هم بدتر می‌شود و آن وقتی است که ارزش نقطه بهینه با گذشت زمان کم شود. در این مورد، ذرات قادر نخواهد بود بردارهای حافظه خود را بهبود بخشند چون ارزش موقعیت قبلی آنها با توجه به اینکه ارزش نقطه بهینه با گذشت زمان کم می‌شود بهتر از حالت‌های بعدی خواهد بود و بنابراین جمعیت بدون حرکت می‌باشد.

برای این مشکلات گفته شده روش‌های متعددی پیشنهاد شده است که در زیر به بررسی بعضی از آنها می‌پردازیم.

#### ۴-۸- غلبه بر همگرایی زودرس

مشکل همگرایی زودرس در PSO، به‌خاطر این است که اطلاعات به سرعت بین ذرات رد و بدل می‌شوند و ذرات به سرعت به هم نزدیک می‌شوند نتیجتاً تنوع ذرات در فضای جستجو سریعاً



کاهش می‌یابد و فرار از مینیمم‌های محلی را دشوار می‌کند. روش‌های ارائه شده برای حل این مشکل سعی بر آن دارند که تنوع ذرات را در فضای جستجو کنترل کنند [41].

#### ۹-۴- افزایش سرعت همگرایی:

اگرچه سرعت همگرایی در PSO استاندارد، خوب می‌باشد ولی همان‌طور که قبلاً ذکر شد، بکارگیری PSO استاندارد، خطر همگرایی زودرس را دارد. از طرفی بکارگیری الگوریتم‌هایی که برای غلبه بر این مشکل ارائه شده باعث کاهش سرعت همگرایی خواهد شد.

افزایش سرعت همگرایی در بسیاری از مقالات با تنظیم پارامترهای وزن اینرسی ( $\varphi$ ) و ضریب انقباض  $K$  به تنهایی صورت گرفته است [42]. ولی مدل‌های تغییر یافته‌ای از PSO هم برای افزایش سرعت همگرایی آن ارائه شده است [43]. Kennedy نیز مدلی برای بهبود مسیر حرکت ذرات ارائه داده است [37]. او ابتدا تعداد  $C$  مرکز تجمع ذرات که تنوع ذرات، اطراف آنها زیاد است را تخمین می‌زند. ایده این روش این است که این مراکز باید نزدیک نقطه بهینه باشند و بنابراین می‌توان این مرکز را با  $pbest$  و  $gbest$  به منظور بهبود مسیر جستجوی ذرات جایگزین کرد. نتایج نشان داده که این کار باعث افزایش سرعت همگرایی به سمت نقطه بهینه خواهد شد.

#### ۱۰-۴- مواجه شدن با مسائل دینامیکی:

برای غلبه بر مشکلاتی که الگوریتم استاندارد PSO در مواجه شدن با مسائل دینامیکی با آنها دچار می‌شود نیز روش‌هایی ارائه شده است.

به‌طور کلی همه روش‌های ارائه شده باعث می‌شوند که ذرات حافظه خود را از بهترین موقعیت‌هایی که در طول اجرای الگوریتم داشته‌اند به طریقی بازسازی کنند. سؤالی که مطرح می‌شود این است که چه روندی را برای بازسازی حافظه ذرات باید پیش بگیریم. دو روش متفاوتی

که نتایج خوبی هم دربر داشته‌اند [42] بدین قرار است که در یکی از آنها حافظه ذرات به صورت پریودیک<sup>۱</sup> بعد از تعدادی تکرار بازسازی می‌شود و در دیگری براساس اندازه تغییراتی که در محیط صورت گرفته بازسازی را انجام می‌دهد. در روش دوم<sup>۲</sup> ما از یک ذره نگهبان<sup>۳</sup> برای شناسایی تغییرات محیط استفاده می‌کنیم. بدین صورت که این ذره در موقعیت ثابت در تکرارهای متوالی ارزیابی می‌شود و ارزش آن در تکرارهای بعدی برای مشاهده اینکه چه تغییراتی و تا چه اندازه در محیط وجود داشته است مقایسه می‌شود. عیب این روش در این است که ممکن است تغییراتی در هر کجا فضای جستجو و حتی نقاط دور از ذره نگهبان رخ دهد که دیگر این تغییرات شناسایی نخواهند شد.

روش دیگری که برای غلبه بر این مشکل و بازسازی حافظه ذرات پیشنهاد شده است [44] بدین صورت است که مرحله ۳ الگوریتم بهترین جهانی را به صورت زیر تغییر می‌دهیم:

۳- مقایسه ارزش کنونی ذرات و بهترین تجرباتشان و جایگزینی شرطی زیر:

- اگر  $F(P_i) > pbest_i \times T$  آنگاه

$$pbest_i = F(P_i) \quad (\text{الف})$$

$$\bar{x} pbest_i = \bar{x}_i(t) \quad (\text{ب})$$

- و اگر  $F(P_i) < pbest_i \times T$  آنگاه

$$pbest_i = T \times pbest_i$$

که در آن ضرب  $T$  مقداری بین صفر و یک دارد. الگوریتم بدین صورت کار می‌کند که در تکرارهای متوالی از ارزش نقاط  $pbest$  و  $gbest$ ، با ضرب آن در ضرب  $T$ ، کاسته می‌شود تا در

---

1-Periodic resetting  
2-Triggered resetting  
3-sentry particle

تکرارهای بعدی سایر ذرات شانس بیشتری برای جایگزینی با pbest و gbest را داشته باشند و در نتیجه الگوریتم تغییرات احتمالی دینامیکی محیط را دنبال کند.

یادوری می شود مطالب بیان شده در مورد الگوریتمهای PSO و تحقیقات انجام شده در این زمینه بر گرفته از مرجع [45] می باشد.

## فصل پنجم:

حذف اکو با استفاده از الگوریتم

**PSO**

در قسمت‌های قبل روش‌های کلاسیک و سنتی موجود جهت حذف اکو معرفی شد. این روش‌ها که عمدتاً از روش‌های مبتنی بر کاهش گرادیان هستند اگرچه به لحاظ همگرایی دارای سرعت خوبی هستند اما دارای دو مشکل اصلی هستند. اولاً "این الگوریتم‌ها در شرایطی ممکن است همگرا نباشند و ثانیاً احتمال به دام افتادن آنها در مینیمم‌های محلی وجود دارد. الگوریتم ارائه شده در این پایان‌نامه از جمله روش‌های مدرن بهینه‌سازی می‌باشد که مشکلات روش‌های سنتی را ندارد و به جستجوی بهینه‌ی کلی می‌پردازد. از الگوریتم هوشمند PSO به جای الگوریتم LMS برای تعیین ضرایب وفقی استفاده شده است. الگوریتم PSO از روش‌های بهینه‌سازی هوشمند و مبتنی بر جمعیت می‌باشد که در مسائل بهینه‌سازی با بعد بالا به نتایج بسیار خوبی دست پیدا می‌کند.

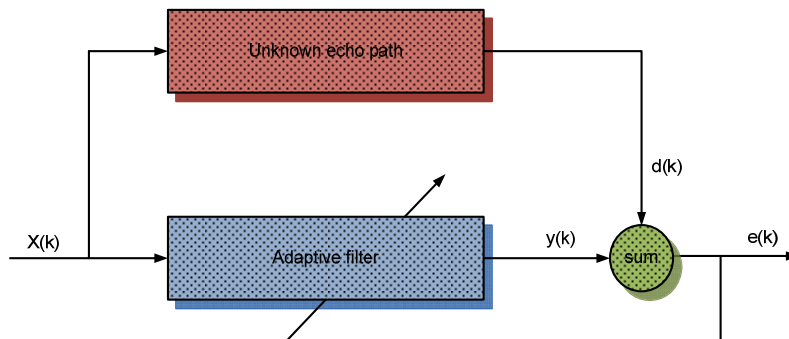
مسئله حذف اکو را می‌توان یک مسئله بهینه‌سازی به هدف حداقل کردن اکوی باقیمانده ناشی از اختلاف اکوی واقعی (اکوی خط) و اکوی ساختگی دانست. در واقع از الگوریتم بهینه‌سازی PSO جهت تنظیم ضرایب یک فیلتر وفقی به منظور حداقل کردن اکوی باقیمانده استفاده می‌شود.

## ۵-۲- حذف اکو با استفاده از الگوریتم وفقی مبتنی بر PSO:

در این پایان‌نامه از فیلتر خطی FIR جهت حذف اکو استفاده می‌کنیم. روند کلی حل مسئله حذف اکو به روش PSO به این صورت است که یک فضای  $W$  بعدی را در نظر می‌گیریم.  $W$  تعداد ضرایب پارامترهای وفقی جهت حذف اکو می‌باشد. در حالتی که از فیلتر FIR استفاده می‌کنیم که  $W$  تعداد ضرایب فیلتر می‌باشد. در ابتدا یک جمعیت  $P$  ذره‌ای (Swarm - Size) را به صورت تصادفی در این فضا انتخاب می‌کنیم در واقع هر یک از اعضاء این جمعیت می‌تواند یکی از جواب‌های مسئله باشد. موقعیت هر ذره در فضای  $W$  بعدی بیان‌کننده‌ی هر یک از ضرایب فیلتر

FIR می‌باشد. در این جمعیت  $P$  نقطه‌ای به دنبال نقطه‌ای می‌گردیم که معیار حذف اکو را بهینه کند. با یافتن نقطه‌ی بهینه ذرات جمعیت را در تکرارهای بعدی به صورتی جابجا می‌کنیم تا جمعیت به سمت نقطه‌ی بهینه واقعی حرکت کنند. برای یافتن نقطه‌ی بهینه در جمعیت موردنظر لازم است که در هر تکرار الگوریتم، ارزش هر یک از ذرات جمعیت تعیین شود. جهت ارزیابی ارزش هر یک از ذرات می‌بایست یک تابع معیار تعریف شود. بنابراین یک مسئله مهم تعیین تابع معیار است.

در شکل (۵-۱) یک فیلتر وقتی جهت شناسایی و حذف اکو نشان داده شده است. در این ساختار مدل مسیر اکو به صورت موازی با یک فیلتر وقتی قرار گرفته است.  $x(k)$  در واقع صوتی را نشان می‌دهد که از گوینده به شنونده در یک خط تلفن ارسال شده است. و  $d(k)$  بیان‌کننده‌ی اکوی  $x(k)$  می‌باشد که در اثر عدم تطبیق و اختلالات خط ایجاد شده است و به سمت گوینده بازتاب می‌شود. در واقع این عدم تطبیق و اختلالات خط به صورت مدل مسیر اکو شبیه‌سازی می‌شود. در اینجا هدف، بدست آوردن و تخمین ضرایب فیلتر وقتی است به صورتی که خروجی فیلتر وقتی  $y(k)$  و خروجی مدل مسیر اکو  $d(k)$ ، حتی‌الامکان به هم نزدیک باشند. اختلاف بین این دو سیگنال (اکوی واقعی و اکوی ساختگی) تحت عنوان  $e(k)$  مطرح می‌شود. از این خطا می‌توان به عنوان تابع معیار جهت ارزیابی ضرایب فیلتر وقتی و تغییرات آنها استفاده کرد.



شکل (۵-۱) فیلتر وقتی حذف اکو

در این روش برخلاف الگوریتم LMS که با رسیدن هر نمونه‌ای از صوت ورودی ضرایب فیلتر  
 وفقی را تغییر می‌دهد. (تابع معیار را براساس خطای حاصل از ورود هر نمونه تعریف کنیم). از یک  
 پنجره به طول M استفاده می‌کنیم. بدین ترتیب ملاحظه می‌شود در روش PSO یک تکرار  
 الگوریتم با رسیدن چندین نمونه از سیگنال صوتی ورودی صورت می‌گیرد. به عنوان مثال اگر  
 تعداد ذرات جمعیت را P در نظر بگیریم و تعداد نمونه‌های ورودی را M در نظر بگیریم. هر تکرار  
 الگوریتم PSO محاسبه‌ی  $P \times M$  حالت صورت می‌پذیرد.

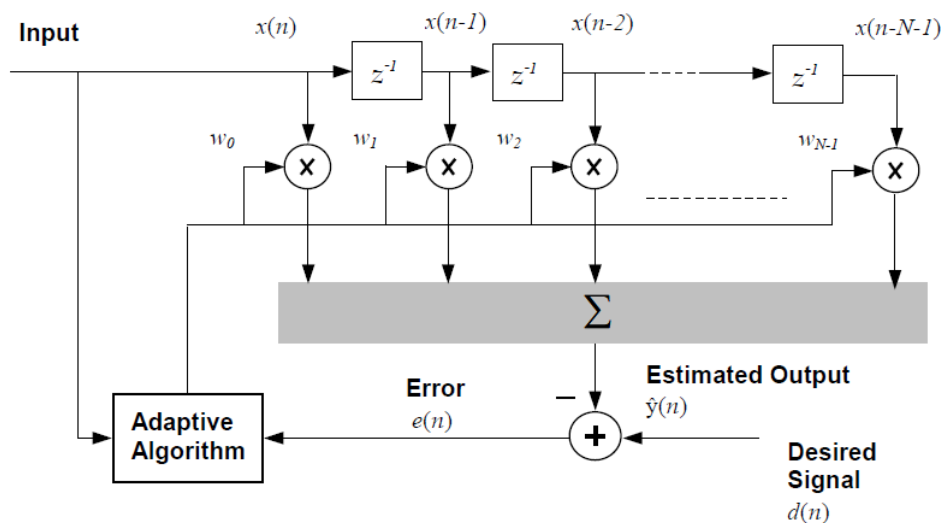
الگوریتم کامل حذف اکو به روش وفقی با استفاده از الگوریتم PSO به صورت زیر می‌باشد:

خروجی n ام فیلتر FIR با توجه به ضرایب فیلتر به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$y[n] = \sum_{k=0}^{w-1} W(k) X[n-k] \quad (1-5)$$

در این رابطه w تعداد ضرایب فیلتر و  $w(k)$  ضریب k ام فیلتر است و  $y[n]$ ، خروجی ضریب n ام

فیلتر می‌باشد و  $x[n-k]$  نمونه‌ی n-k ام پنجره‌ی M عضوی سیگنال ورودی است.



شکل (۲-۵) فیلتر FIR حذف اکو

۱- ابتدا جمعیت اولیه شامل ذرات  $S_1, S_2, \dots, S_p$  به طور تصادفی شکل می‌گیرد. موقعیت هر ذره در تکرار  $i$  ام الگوریتم PSO  $x_i(t)$  نامگذاری می‌کنیم. این موقعیت ضرایب فیلتر متناظر با ذره را مشخص می‌کند.

$$\bar{x}_i(t) = [w_i(0), w_i(1), \dots, w_i(w-1)] \quad 1 \leq i \leq p \quad (2-5)$$

۲- در مرحله‌ی بعد با قرار دادن ضرایب فیلتر FIR از مرحله‌ی قبل خطای ناشی از خروجی فیلتر در تکرار  $t$  ام  $y(t)$  و خروجی مدل مسیر اکو  $d(t)$  محاسبه می‌شود.

$$\begin{aligned} \dot{p}_i(t) &= \bar{d}(t) - \bar{y}(t) & 1 \leq i \leq p & \quad (3-5) \\ & & 1 \leq t \leq \text{iteration} & \end{aligned}$$

در این مرحله  $e_i(t)$  یک ماتریس  $1 \times W$  است.

۳- در این مرحله ارزش هر ذره با توجه به موقعیت آن محاسبه می‌شود. ارزش هر ذره‌ی جمعیت برابر است با مجموع مربعات خطای حذف اکو برای  $M$  نمونه سیگنال ورودی.

$$F(S_i) = \sum_{n=0}^{M-1} e_i(n) \quad (4-5)$$

در این رابطه  $e_i(n)$  مؤلفه‌ی  $n$  ام از ماتریس خطای حذف اکو، ذره‌ی  $i$  ام از جمعیت PSO می‌باشد.

۴- در این مرحله مقایسه‌ای بین ارزش هر ذره و بهترین تجربه گذشته‌اش ( $pbest_i$ ) صورت می‌گیرد و در شرایط زیر جایگزین می‌شود.

- اگر  $F(S_i) < pbest_i$  آنگاه:

$$pbest_i = F(S_i) \quad \text{الف)}$$

$$xpbest_i = \bar{x}_i(t) \quad \text{ب)}$$



$x_{pbest_i}$  موقعیت بهترین تجربه گذشته‌ی ذره‌ی  $i$  ام می‌باشد.

۵- در این مرحله ارزش کنونی هر ذره با بهترین نتیجه‌ی قبلی کلیه ذرات جمعیت ( $g_{best}$ ) مقایسه می‌شود و شرایط زیر جایگزین می‌شود.

- اگر  $F(S_i) < g_{best}$  آنگاه:

$$g_{best} = F(S_i) \quad \text{الف)}$$

$$x_{g_{best}} = \bar{x}_i(t) \quad \text{ب)}$$

که  $x_{g_{best}}$  موقعیت بهترین نتیجه‌ی قبلی کلیه‌ی ذرات جمعیت می‌باشد.

۶- برای هر ذره‌ی جمعیت بردار سرعت طبق رابطه (۲-۵) اصلاح می‌شود و طبق رابطه‌ی (۲-۶) هر ذره به مکان جدیدش انتقال می‌یابد.

$$\vec{V}_i(t) = Q\vec{V}_i(t-1) + \rho_v(\bar{x}_{pbest_i} - \bar{x}_i(t)) + \rho_r(\bar{x}_{g_{best}} - \bar{x}_i(t)) \quad (5-5)$$

$$\vec{X}_i(t) = \bar{x}_i(t-1) + \frac{1}{K}\vec{V}_i(t) \quad (6-5)$$

۷- ERLE را با استفاده از رابطه‌ی (۵-۷) محاسبه نموده و شرایط زیر را جایگزین می‌کنیم.

$$ERLE = 10 \log \frac{[ \text{توان سیگنال اکو} ]}{[ \text{توان اکوی مانده} ]} \quad (7-5)$$

- اگر  $ERLE > 50$

خاتمه‌ی الگوریتم

- اگر  $ERLE < 50$

بازگشت به مرحله‌ی ۲ و تکرار الگوریتم

با پیاده‌سازی الگوریتم استاندارد PSO متوجه شدیم که این الگوریتم در فرم استاندارد خود قادر به حذف اکو به میزان موردنظر نخواهد بود و نیاز به ایجاد تغییراتی در ساختار آن می‌باشد. از جمله تغییرات بعمل آمده می‌توان موارد زیر را نام برد.

۱- در رابطه‌ی (۵-۶) پارامتری به نام ضریب انقباض (K) وجود دارد. این پارامتر نحوه‌ی جستجوی فضا را برای یافتن نقاط بهتر تعیین می‌کند. هرچه قدر که این مقدار بزرگتر باشد ناحیه‌ی جواب به صورت دقیق‌تری جستجو می‌شود. با تغییر این پارامتر در طول اجرای الگوریتم می‌توان به نتایج بهتری دست یافت. در الگوریتم PSO موردنظر این پارامتر را ابتدا در مقدار مشخصی تنظیم می‌کنیم و هرچه قدر که الگوریتم پیش می‌رود و به جواب نزدیکتر می‌شود، این پارامتر را به صورت وقتی افزایش می‌دهیم تا فضای جستجو دقیق‌تر و با تمرکز بیشتری بررسی شود. این کار باعث می‌شود، که در ابتدا که محدوده‌ی جواب مشخص نیست دقت ذرات کمتر و با نزدیک شدن به نقاط جواب دقت جستجوی ذرات بیشتر شود.

۲- در الگوریتم PSO استاندارد بعد از چند تکرار شاهد کاهش روند همگرایی هستیم. با بررسی تابع معیار تمام ذرات می‌توان فهمید که بعضی از ذرات دارای رشد کمی در تابع معیار هستند. درواقع از قدرت جستجوی این ذرات کاسته شده است. از این رو می‌بایست که در این ذرات تغییراتی داده شود تا به آن‌ها شانس مجدد برای جستجوی دوباره‌ی فضای جواب داده شود. جهت بررسی قدرت جستجوی ذرات می‌توان از رابطه‌ی زیر استفاده کرد [51]:

$$C_i = |F(P_i(t)) - F(P_i(t - \Delta T))| \quad (۵-۸)$$

در این رابطه  $F(P_i(t))$  تابع معیار ذره‌ی  $i$  ام تکرار  $t$  ام و  $F(P_i(t - \Delta T))$  تابع معیار ذره‌ی  $i$  ام در تکرار  $(t - \Delta T)$  ام است و  $C_i$  قدرت جستجوی ذره‌ی  $i$  ام را نشان می‌دهد. پس از آنکه قدرت جستجوی تمام ذرات سنجیده شد، می‌توان آن‌ها را به دو دسته تقسیم‌بندی کرد:

- الف) آنهایی که دارای قدرت جستجوی بالایی هستند ( $C_i$  بزرگ)
- ب) آنهایی که دارای قدرت جستجوی کمی هستند. ( $C_i$  کوچک‌تر)

بعد از اینکه ذرات با قدرت جستجوی کمتر شناسایی شدند، می‌توان در موقعیت این ذرات تغییراتی اعمال کرد تا به آنها شانس مجدد داده شود تا در فضای جواب به جستجو بپردازند. می‌توان این تغییرات را به صورت انتخاب تصادفی مجدد آنها در نظر گرفت.

۳- با پیاده‌سازی الگوریتم PSO استاندارد، و بعد از همگرایی اگر ناگهان در مدل مسیر اکو تغییراتی ایجاد شود، الگوریتم قادر به همگرایی مجدد نخواهد بود. علت این امر را می‌توان به این صورت توجیه کرد که، بعد از همگرایی الگوریتم تمام ذرات جمعیت با سرعت خیلی کم و در حوالی نقطه‌ی بهینه قرار می‌گیرند و همچنین gbest ناشی از همگرایی قبل از تغییرات مدل مسیر مقدار کوچکی را به خود اختصاص داده است. با توجه به مرحله‌ی ۵ الگوریتم PSO و اینکه  $F(S_i)$  بر اثر اختلافی که بین مدل مسیر اکو و فیلتر وفقی ایجاد شده، مقدار بزرگی می‌شود، شرط:

$$F(S_i) < gbest$$

هیچگاه برآورده نمی‌شود و به دنبال آن الگوریتم قادر به همگرایی مجدد نخواهد بود. جهت رفع این مشکل ابتدا الگوریتم باید به نحوی تشخیص دهد که تغییراتی در مدل مسیر اکو ایجاد شده است و به تبع آن نقطه‌ی بهینه عوض شده است. پس از تشخیص این تغییرات، ذرات را به نحوی پراکنده می‌کنیم تا به آن‌ها فرصت جستجوی مجدد فضای جواب داده شود. در مرجع [45] روشی برای تشخیص و پراکندگی ذرات معرفی شده است که در این پایان نامه از این راهکار بهره می‌جوییم.

### ۵-۳- مدل مسیر اکو<sup>۱</sup>

در این بخش نتایج حاصل از روش پیشنهادی بر روی مدل مطرح شده در مرجع [52] بیان می‌شود. در این مرجع مدل مسیر اکو به صورت زیر معرفی شده است.

---

1-Echo path model

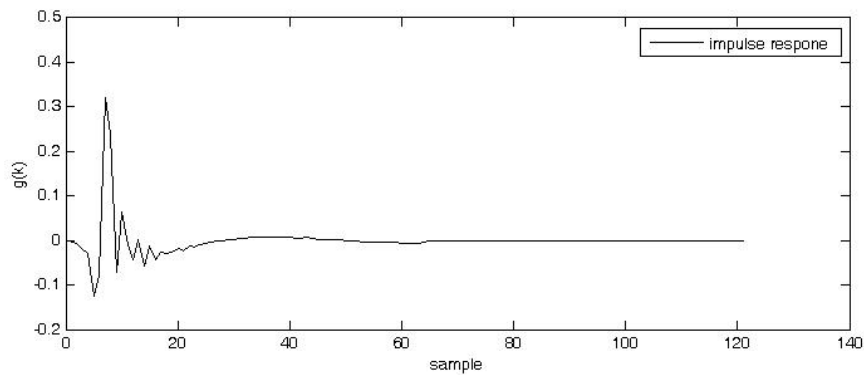
$$g(k) = \left( 10^{\frac{-ERL}{20}} K_i \right) m_i(k - \sigma) \quad (9-5)$$

در این رابطه  $k_i$  و ERL به ترتیب ضریب مقیاس<sup>۱</sup> و تلفات بازگشت اکو<sup>۲</sup> است که متناسب با صوت ورودی و برابر با  $1.35 \times 10^5$  و ۶ dB تنظیم می شود. همچنین  $m_i(k)$  با توجه به شاخص پراکندگی و عرض اکو تعیین می شود، که در این مدل به صورت جدول (۱-۵) در نظر گرفته می شود.

جدول (۱-۵) مقادیر  $m_i(k)$  مربوط به مدل مسیر اکو [52]

-436	46150	390	-3948	-1098	745	1033	899	73	-512	-772
-829	34480	-8191	-2557	-618	716	1091	716	-119	-580	-820
-2797	-10427	-1751	-3372	-340	946	1053	390	-109	-704	-839
-4208	9049	-6051	-1808	-61	880	1042	313	-176	-618	-724
-17968	-1309	-3796	-2259	323	1014	794	304	-359	-685	
-11215	-6320	-4055	-1300	419	976	831	304	-407	-791	

پاسخ ضربه این مدل در شکل (۳-۵) نشان داده شده است.



شکل (۳-۵) پاسخ ضربه مدل مسیر اکو [52]

2-Scaling factor  
3-Echo return loss

#### ۵-۴- شبیه سازی

جهت شبیه سازی مدل مسیر اکو همانند شکل (۵-۲) از یک فیلتر وقتی FIR و الگوریتم PSO استفاده شده است. نتایج حاصل از روش پیشنهادی طی سه مرحله شبیه سازی به ازاء ضرایب مختلف فیلتر (۲۴، ۴۰ و ۶۴) مورد بررسی قرار گرفته است. در این راستا در ابتدا ضرایب فیلتر تخمین گر را ۲۴ قرار می دهیم، تا بتوان تقریبی از مدل مسیر اکو را بدست آوریم. انتظار داریم با توجه به کاهش نسبی تعداد ضرایب فیلتر و به تبع آن کم تر بودن بعد مسئله، الگوریتم قادر باشد با سرعت بیشتری به همگرایی دست یابد. در مرحله ی بعد تعداد ضرایب فیلتر وقتی را به ۴۰ افزایش داده تا مدل ایجاد شده به مدل دقیق مسیر اکو نزدیک تر شود. در واقع هرچه قدر تعداد ضرایب فیلتر را افزایش دهیم مدل مسیر اکو ایجاد شده به مدل واقعی نزدیک تر و خروجی های مدل مسیر اکو و فیلتر وقتی به هم شبیه تر می شوند. در نهایت تعداد ضرایب را به ۶۴ می رسانیم. این تعداد ضرایب برابر با مدل دقیق مسیر اکو می باشد. در این شبیه سازی معیار توقف الگوریتم را مقدار ERLE در نظر گرفته ایم. در این رابطه هنگامی که نسبت توان سیگنال اکو به توان اکوی باقی مانده برابر  $10^7$  شود، به مفهوم دستیابی به  $70\text{dB}$  کاهش سطح اکو می باشد. این مقدار تضعیف بیشتر از اندازه ی کافی جهت جلوگیری از تخریب سیگنال های زیر سطح نویز کوانتیزیشن می باشد. با این وجود مقدار  $50\text{dB}$  تضعیف در این مورد پیشنهاد شده است. از این رو نتایج شبیه سازی، جهت حذف اکو به مقدار  $50\text{dB}$  و  $70\text{dB}$  را مورد ارزیابی قرار می دهیم.

در مرحله ی اول شبیه سازی ضرایب اولیه فیلتر وقتی FIR را صفر و تعداد ضرایب فیلتر وقتی را نیز ۲۴ در نظر گرفته ایم. در ابتدا از یک نویز سفید گوسی با توان  $2\text{mW}$  به عنوان ورودی فیلتر استفاده کرده ایم. پارامترهای الگوریتم PSO مورد استفاده در جدول (۴-۱) آمده است.

جدول (۲-۵) پارامترهای PSO جهت فیلتر با ۲۴ ضریب و ۵۰dB حذف اکو

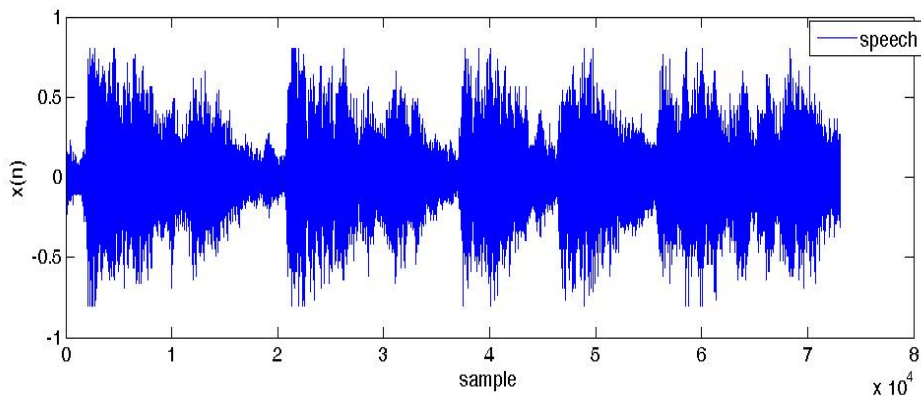
<b>Inertia</b>	<b>1.48</b>
<b>Correction-factor1</b>	<b>2.00</b>
<b>Correction-factor2</b>	<b>2.00</b>
<b>Swarm-size</b>	<b>600</b>
<b>Constriction Coefficient</b>	<b>1.30</b>
<b>Initial position</b>	<b>Rand(-0.5,0.5)</b>

همانطور که در این جدول مشاهده می‌شود مقدار inertia را ۱.۴۸ در نظر گرفته ایم. مقدار این پارامتر در حالت کلی ثابت نیست و به مسئله‌ی مورد مطالعه بستگی دارد. به طوری که در برخی موارد می‌توان با انتخاب مناسب این پارامتر به همگرایی سریع‌تری دست یافت. این مقدار را با استفاده از سعی و خطا از جدول (۲-۵) بدست آورده ایم. از آنجایی که الگوریتم PSO از روش‌های مبتنی بر جمعیت می‌باشد، تعداد بیشتر ذرات الگوریتم باعث افزایش پیچیدگی محاسباتی و از طرف دیگر تعداد کم این ذرات باعث کاهش سرعت همگرایی می‌شود. در حالت کلی می‌بایست موازنه‌ای بین سرعت همگرایی و پیچیدگی محاسباتی ایجاد شود. بنابراین با توجه به ابعاد مسئله و آزمایشات به عمل آمده تعداد ذرات (size-Swarm) را ۶۰۰ انتخاب کرده ایم.

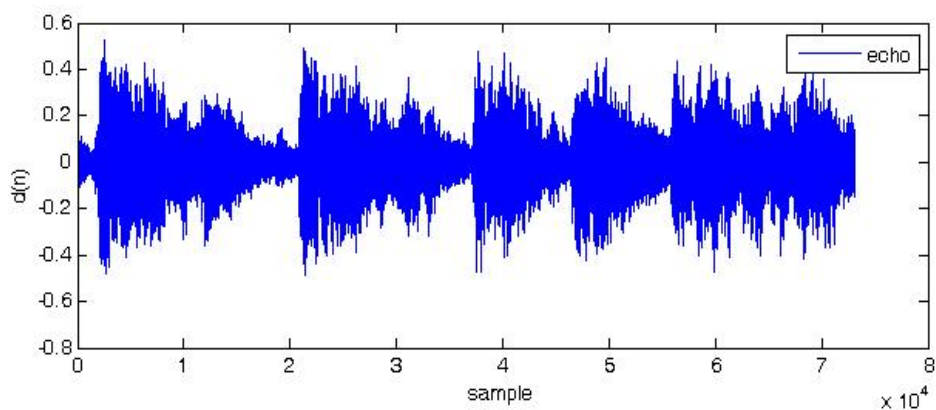
جدول (۳-۵) تعیین مقدار Inertia با استفاده از سعی و خطا.

<b>Inertia</b>	<b>iteration</b>	
	۵۰ dB	۷۰dB
۱	۵۲۴	۷۳۸
۱/۴	۱۵۶	۵۹۳
۱/۴۸	۱۱۶	۱۸۲
۱/۵	۱۴۱	۱۸۸
۱/۶	۱۵۶	۲۱۷
۱/۷	۱۷۴	۲۵۰
۱/۸	۲۵۰	۴۵۵

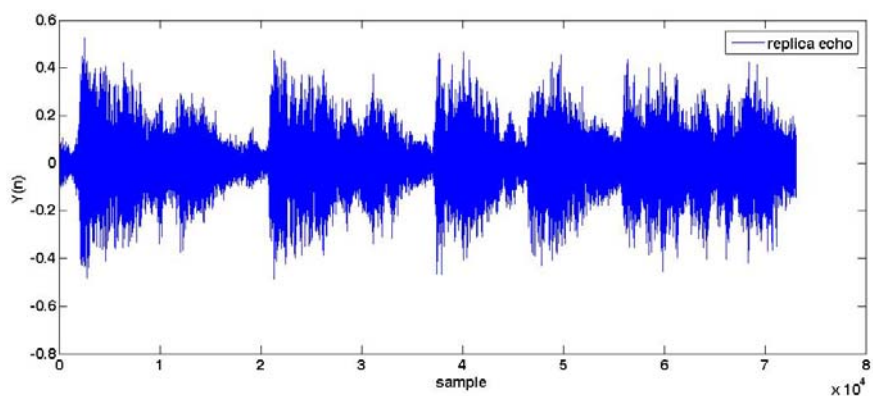
بعد از همگرایی فیلتر از یک نمونه صوت به عنوان ورودی استفاده کرده ایم (handle. wav). نمایش نمونه‌های این صوت در شکل (۴-۵) نشان داده شده است. همان‌طور که در شکل دیده می‌شود با نرخ نمونه برداری ۸۱۹۲، تعداد نمونه‌های این صوت برابر ۷۳۱۱۳ می‌باشد. با عبور این صوت از مدل مسیر اکو، سیگنال اکو حاصل به صورت شکل (۵-۵) به دست می‌آید. در واقع این همان صوتی است که بر اثر عدم تطبیق امپدانس ترانسفورماتور هیبرید و تخریبات کانال مخابراتی که به صورت اکو به سمت گوینده بازگردانده می‌شود، که در نبود حذف‌کننده‌ی اکو مناسب باعث اختلال در مکالمه (ERL) می‌شود. با مقایسه دامنه شکل‌های (۴-۵) و (۵-۵) می‌توان تضعیف ۶ dB از سیگنال صوت ارسالی را در سیگنال اکو مشاهده کرد. با استفاده از الگوریتم PSO مدل مسیر اکو ساخته شده است که خروجی این فیلتر در شکل (۶-۵) نشان داده شده است.



شکل (۴-۵) صوت ورودی به مدل



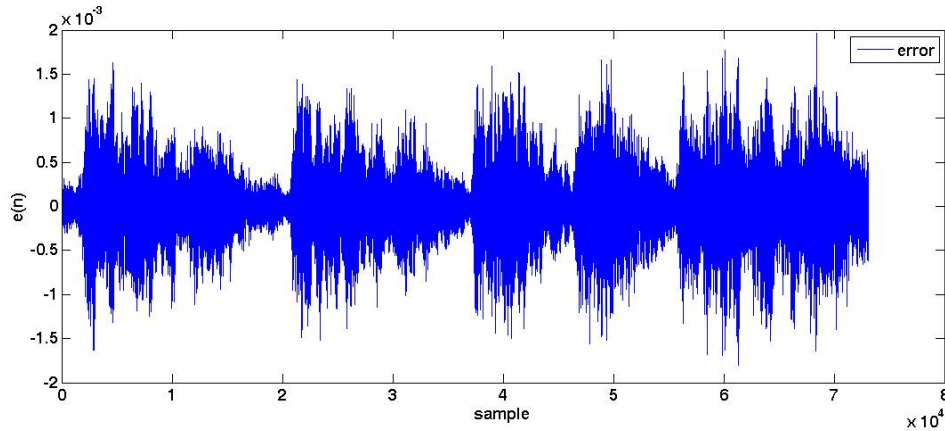
شکل (۵-۵) سیگنال اکو بدست آمده از مدل مسیر اکو



شکل (۶-۵) سیگنال اکو ساخته شده توسط الگوریتم PSO

می‌توان دید که سیگنال اکوی ساخته شده توسط الگوریتم معرفی شده بسیار نزدیک به اکو حاصل از مدل واقعی است. در واقع اختلاف این دو سیگنال، مقدار اکویی است که بعد از قرار گرفتن حذف‌کننده اکو در مسیر، به سمت گوینده بازتابیده می‌شود. این میزان اکو به قدری نیست که بتواند باعث اختلال در مکالمه شود. در شکل (۷-۵) می‌توان این اختلاف را مشاهده کرد. (این میزان اکو  $50\text{ dB}$  کمتر از اکوی ایجاد شده توسط مدل مسیر اکو می‌باشد)





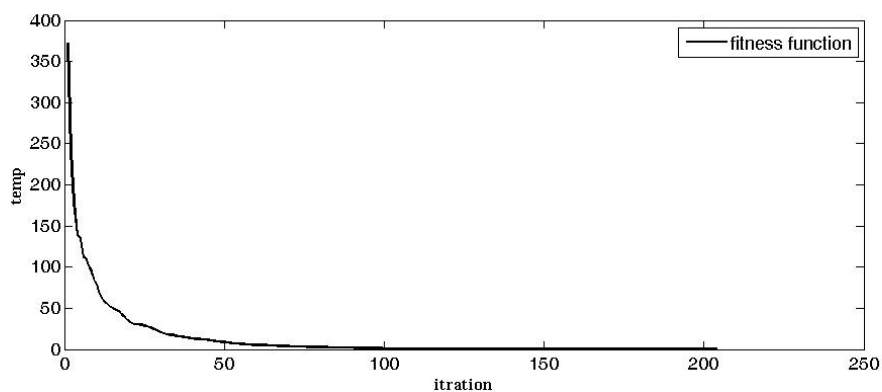
شکل (۷-۵) مقدار اکوی باقی مانده بعد از حذف اکو به میزان ۵۰dB با استفاده از مدل تقریبی ۲۴

### ضریب

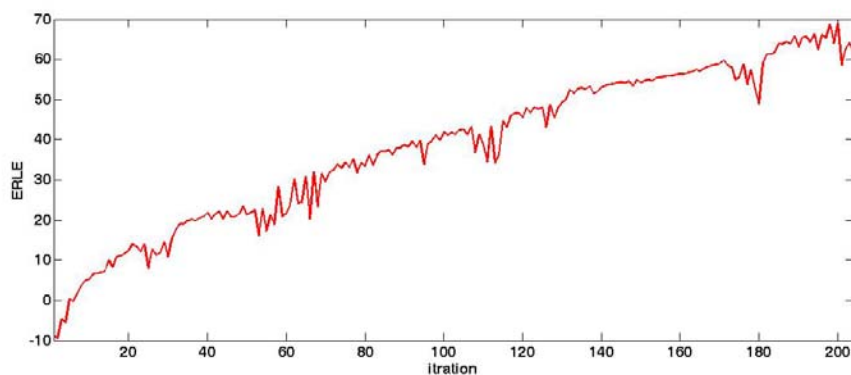
با این وجود همچنان مقداری از اکو به سمت گوینده باز می‌گردد، که جهت بهبود این موضوع میزان اکوی بازگشتی می‌بایست بیشتر تضعیف شود.

### ۵-۴-۱- نتایج حاصل از حذف اکو به میزان ۷۰dB با استفاده از مدل تقریبی ۲۴ ضریب:

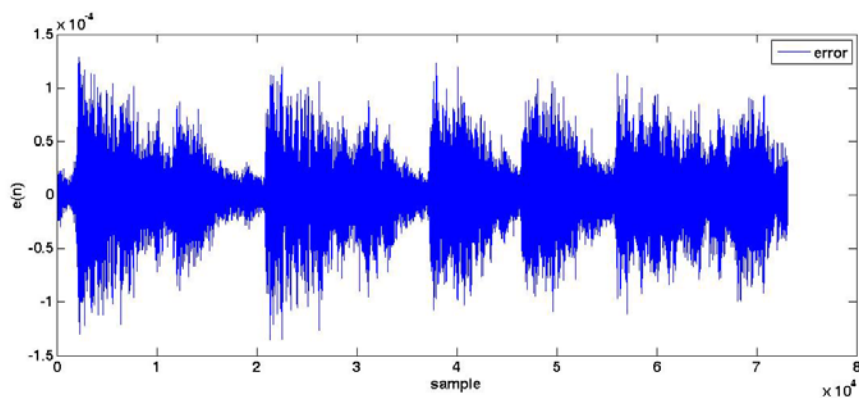
جهت بهبود کیفیت مکالمه با وجود اکوی ساخته شده توسط مدل قبلی این بار مقدار تضعیف را بیشتر کرده و آن را به ۷۰dB می‌رسانیم. هرچقدر که میزان تضعیف بیشتر شود، مدت زمان اجرای الگوریتم بیشتر می‌شود، در واقع به تعداد تکرارهای بیشتری جهت دستیابی به این مقدار تضعیف اکو نیاز می‌باشد. با اجرای الگوریتم PSO و با استفاده از پارامترهای قبلی نتایج حاصل به صورت شکل‌های (۵-۸) و (۵-۹) بدست آمده است.



شکل (۸-۵) کاهش تابع معیار و رسیدن به همگرایی بعد از ۲۰۵ تکرار



شکل (۹-۵) مقدار ERLE و رسیدن به ۷۰dB کاهش اکو

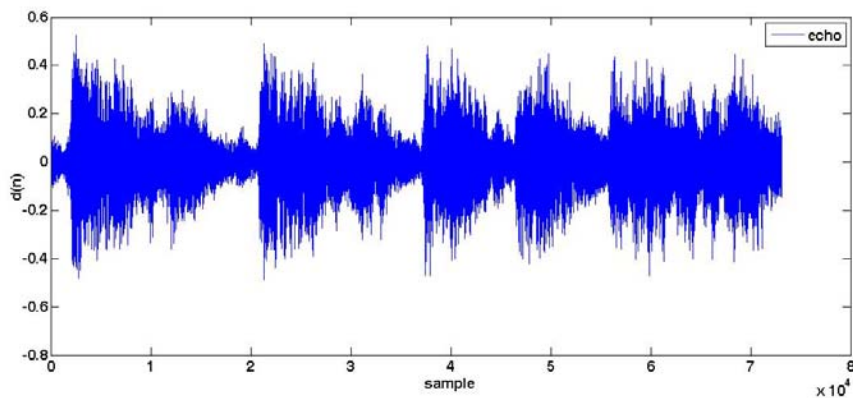


شکل (۱۰-۵) میزان اکوی باقی مانده بعد از ۷۰dB کاهش اکو

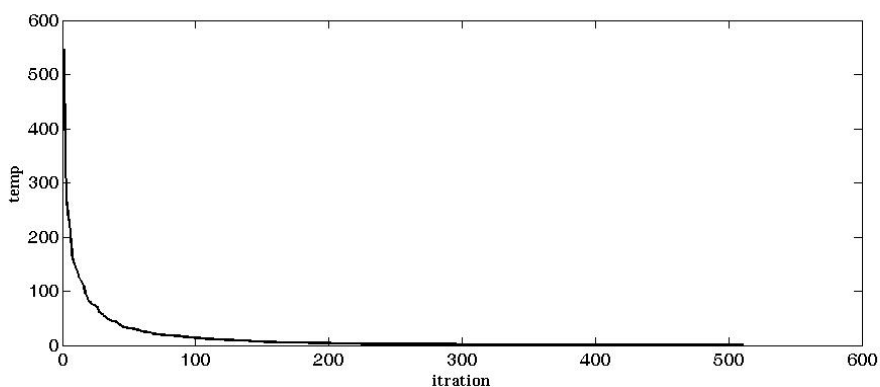
در شکل های (۸-۵) و (۹-۵) به ترتیب تابع معیار الگوریتم PSO و معیار حذف اکو (ERLE) نشان داده شده اند. می توان دید که این میزان حذف اکو بعد از ۲۰۵ تکرار بدست آمده است. همچنین در شکل (۱۰-۵) اختلاف بین اکوی واقعی و ساختگی نشان داده شده است. با

مقایسه شکل های (۵-۱۰) و (۵-۷) می توان دید که این میزان اکو به قدری ناچیز است که گوش انسان قادر به دریافت آن نیست. در نتیجه کیفیت مکالمه بسیار بهبود می یابد.

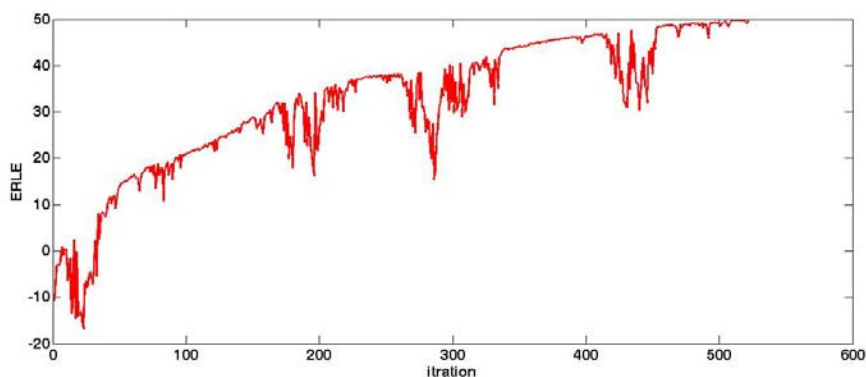
۵-۴-۲- نتایج حاصل از حذف اکو به میزان ۵۰dB با استفاده از مدل تقریبی ۴۰ ضریب در این مرحله جهت دستیابی به مدل دقیق تر مسیر اکو و افزایش دقت شبیه سازی ضرایب فیلتر مدل مسیر اکو را به ۴۰ افزایش می دهیم و میزان تضعیف اکو را ۵۰dB تنظیم می کنیم. شکل های (۵-۱۲) و (۵-۱۳) گویای این مطلب است که با پیچیده تر شدن مدل مسیر اکو، زمان همگرایی و پیچیدگی محاسباتی الگوریتم مورد نظر بیشتر شده است. با تنظیم پارامترهای PSO مشابه حالت قبل متوجه شدیم که زمان همگرایی بسیار طولانی می شود. به همین جهت مقدار inertia را با سعی و خطا، ۱/۶ قرار داده ایم. سیگنال اکوی ناشی از این مدل در شکل (۵-۱۱) نشان داده شده است. با استفاده از سیگنال مرجع ناشی از این مدل، همگرایی الگوریتم بعد از ۵۲۳ تکرار به دست آمد که در شکل های (۵-۱۲) و (۵-۱۳) معیار های همگرایی نشان داده شده است.



شکل (۵-۱۱) اکوی حاصل از مدل تقریبی ۴۰ ضریب

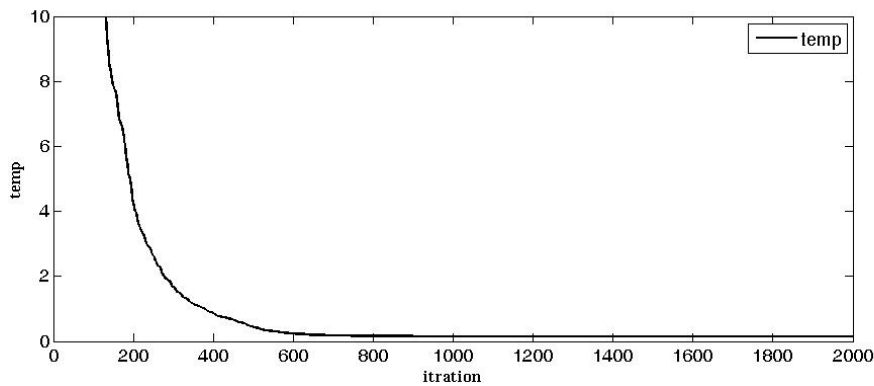


شکل (۵-۱۲) تابع معیار الگوریتم PSO برای مدل تقریبی ۴۰ ضریب برای ۵۰ db کاهش اکو

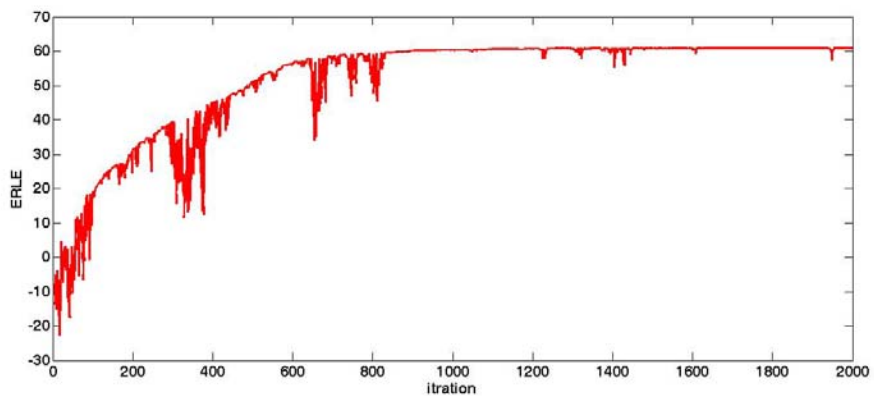


شکل (۵-۱۳) مقدار ERLE برای مدل تقریبی ۴۰ ضریب و رسیدن به ۵۰dB کاهش اکو بعد از ۵۲۳ تکرار

۵-۴-۳- نتایج حاصل از حذف اکو به میزان ۷۰dB با استفاده از مدل تقریبی ۴۰ ضریب:  
 در این قسمت ERLS را به میزان ۷۰dB تنظیم کرده‌ایم و انتظار داریم که الگوریتم بتواند اکو را به میزان ۷۰dB کاهش دهد. با توجه به شکل‌های (۵-۱۴) و (۵-۱۵) می‌بینیم که سیستم بعد از گذشت ۲۰۰۰ تکرار نیز نتوانسته به این میزان کاهش اکو دست پیدا کند و بر روی مقدار ۶۰dB مقاومت می‌کند. در این حالت الگوریتم بیش از این مقدار قادر نخواهد بود اکو را کاهش دهد. در ادامه می‌بینیم که با تغییراتی در الگوریتم، می‌توان اکو را به میزان ۷۰dB حتی برای مدل‌های پیچیده‌تر نیز کاهش داد.



شکل (۵-۱۴) تابع معیار الگوریتم PSO برای مدل تقریبی ۴۰ ضریب جهت حذف اکو به میزان ۷۰ dB

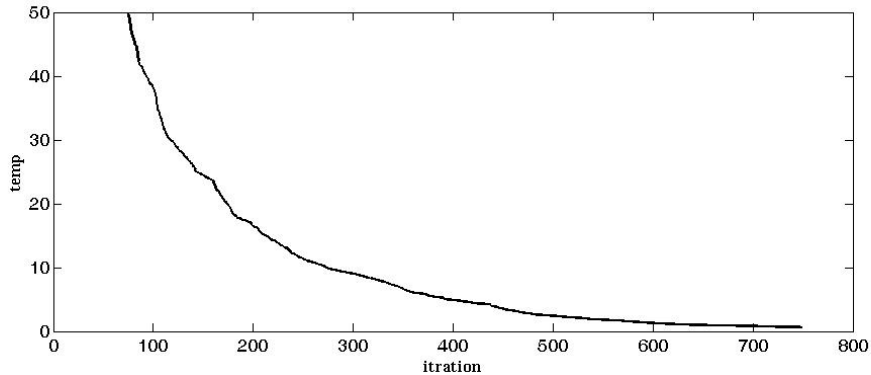


شکل (۵-۱۵) مقدار ERLE برای مدل تقریبی ۴۰ ضریب و ناتوانی الگوریتم در رسیدن به ۷۰dB کاهش

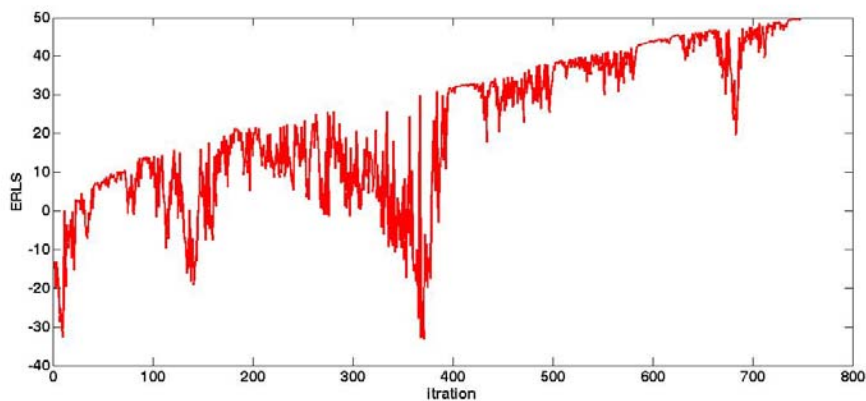
اکو

۵-۴-۴- نتایج حاصل از حذف اکو به میزان ۵۰dB با استفاده از مدل دقیق ۶۴ ضریب:  
 همان‌طور که در بخش ۵-۳-۳ دیده شد، با افزایش پیچیدگی مدل مسیر اکو الگوریتم PSO استاندارد قادر به حذف اکو به میزان قابل قبول نبود. بنابراین برای حذف اکو ناشی از مدل دقیق مسیر اکو می‌بایست تغییراتی در ساختار این الگوریتم ایجاد کرد تا بتوان در تعداد تکرارهای قابل قبول به نتیجه بهتری دست یافت. از جمله تغییرات ایجاد شده در الگوریتم پیشنهادی افزایش تعداد ذرات (Swarm-Size) و همچنین تغییر ضریب انقباض در طول اجرای الگوریتم به نحوی

که در قسمت (۲-۵) توضیح داده شده است. در شکل های (۱۶-۵) و (۱۷-۵) نتایج حاصل از تنظیم  $ERLE=50\text{ dB}$ ، همگرایی الگوریتم را بعد از حدود ۷۵۰ تکرار نشان می‌دهد.

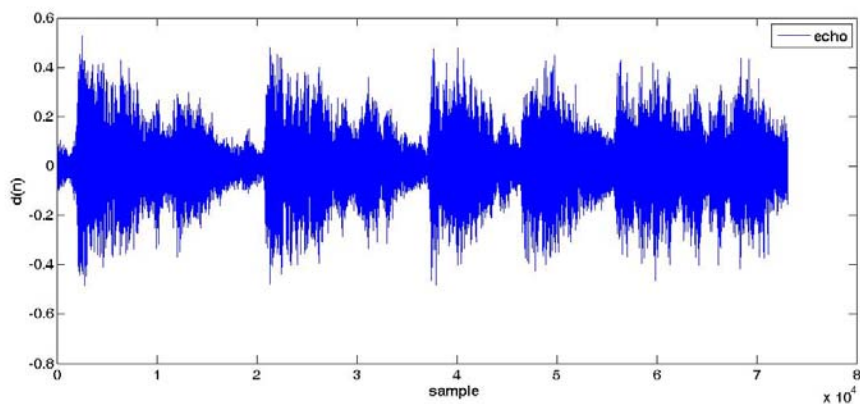


شکل (۱۶-۵) تابع معیار الگوریتم PSO برای مدل دقیق مسیر اکو

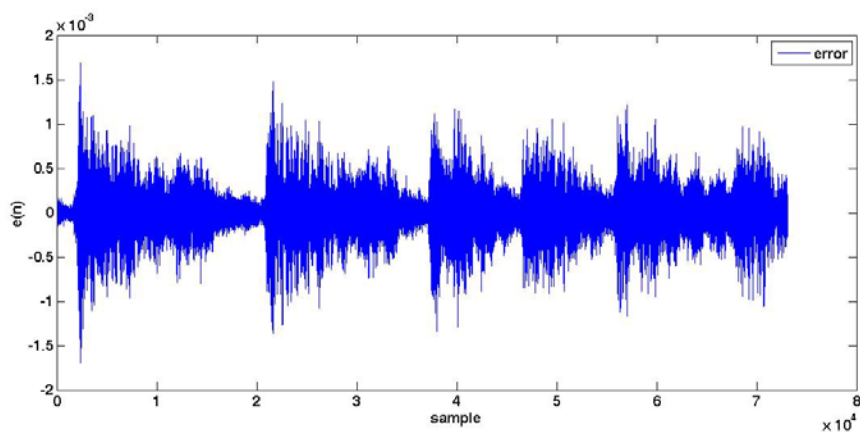


شکل (۱۷-۵) معیار حذف اکو  $50\text{ dB}$  برای مدل دقیق مسیر اکو و همگرایی بعد از ۷۵۰ تکرار

می‌بینیم که اگرچه مدل مسیر اکو پیچیده‌تر شده اما الگوریتم قادر خواهد بود این مدل را در تکرارهای قابل قبولی مدل را تشکیل داده و اکوی ناشی از این مسیر را حذف کند. در شکل (۵-۱۸) و (۵-۱۹) به ترتیب سیگنال اکو حاصل از این مدل و میزان اکوی باقی مانده پس از حذف اکو نشان داده شده است. مدل مسیر اکویی که در این بخش استفاده شده مدل دقیقی است که در مرجع [52] معرفی شده است.

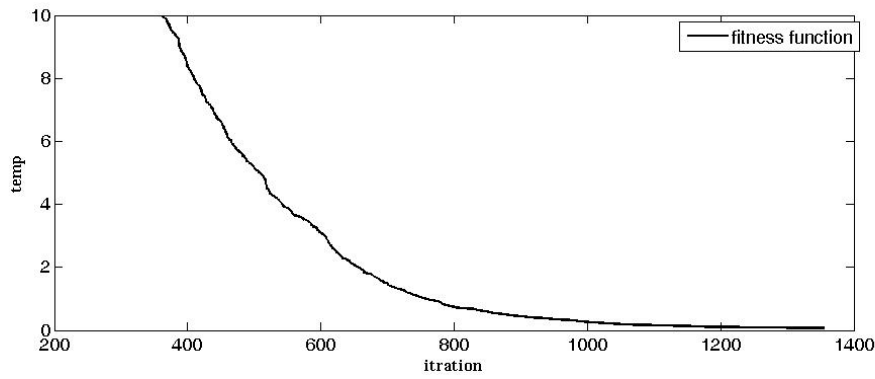


شکل (۵-۱۸) اکوی ایجاد شده توسط مدل دقیق

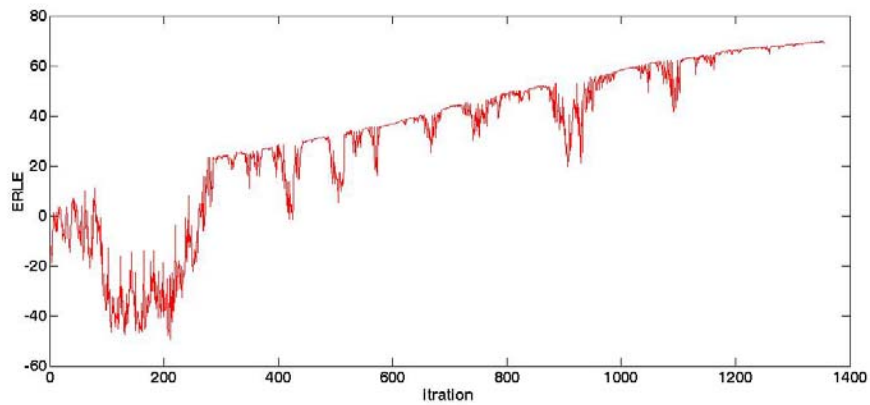


شکل (۵-۱۹) خطای باقیمانده ناشی از حذف اکو به میزان ۵۰dB

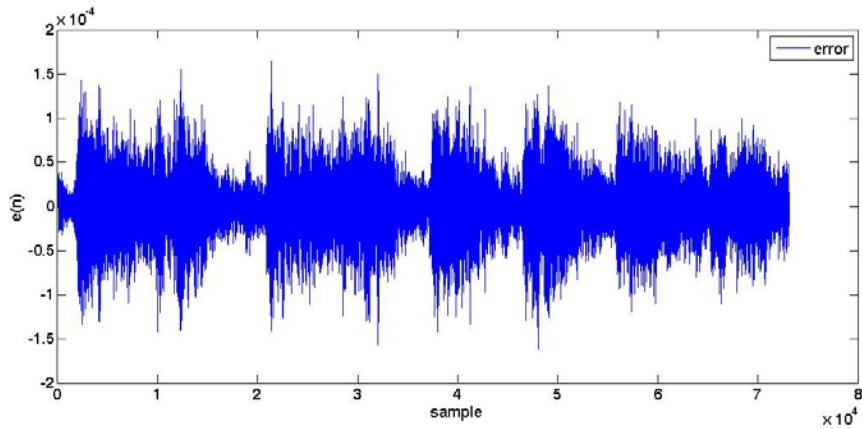
۵-۴-۵- نتایج ناشی از حذف اکو به میزان ۷۰dB با استفاده از مدل دقیق مسیر اکوا با تنظیم ERLE برابر با ۷۰dB در الگوریتم و استفاده از مدل دقیق مسیر اکو نتایج بصورت شکل های (۵-۲۰) و (۵-۲۱) بدست آمده است. این نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم معرفی شده قادر است اکوی ناشی از این مدل را به میزان ۷۰dB بعد از حدود ۱۳۶۰ تکرار حذف کند.



شکل (۲۰-۵) تابع معیار الگوریتم برای حذف اکو به میزان ۷۰dB



شکل (۲۱-۵) معیار حذف اکو ERLE وهمگرایی بعد از ۱۳۶۳ تکرار

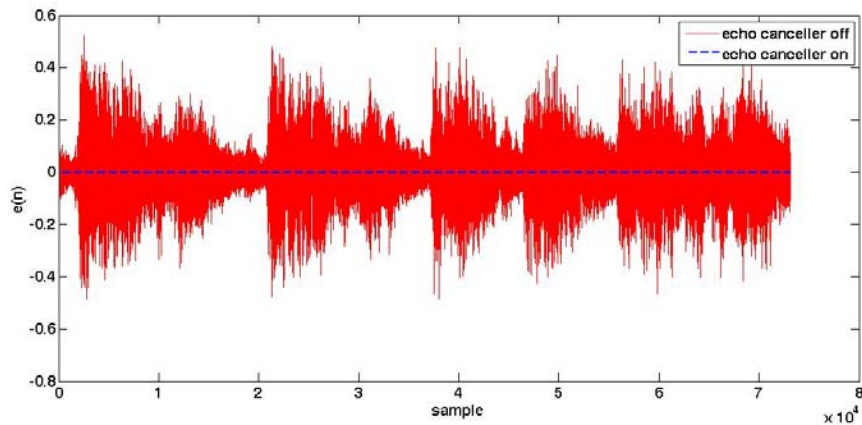


شکل (۲۲-۵) اکوی باقی مانده پس از حذف اکو

با مقایسه شکل‌های (۱۹-۵) و (۲۲-۵) می‌توان دید که سیگنال اکو باقی‌مانده در ۷۰dB کاهش نسبت به ۵۰dB کاهش اکو چقدر ضعیف‌تر شده است. همچنین در شکل (۲۳-۵) مقدار اکو با



وجود حذف کننده اکو و در نبود حذف کننده نشان داده شده است. در این شکل می توان توانایی الگوریتم پیشنهادی را در حذف اکو مشاهده کرد.

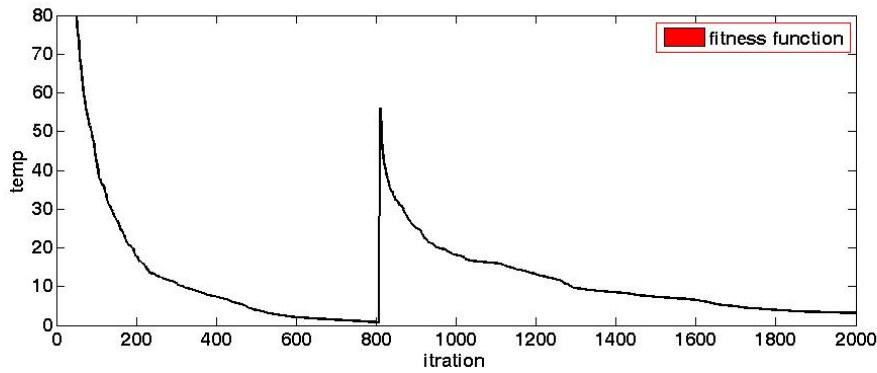


شکل (۵-۲۳) مقدار اکو با وجود و بدون حذف کننده اکو

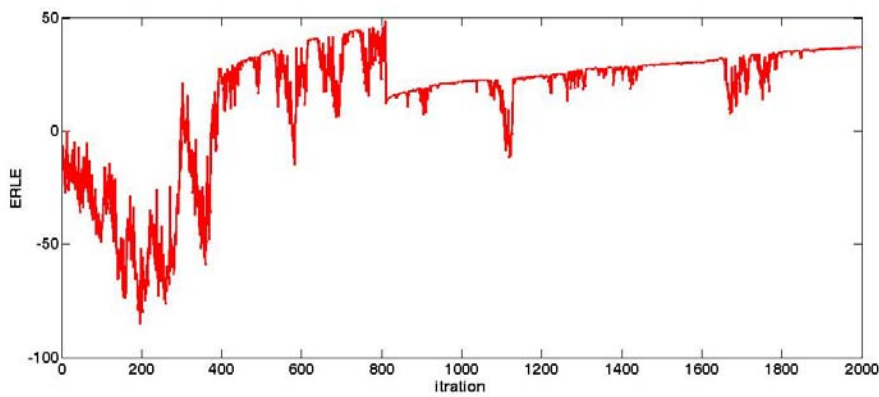
۵-۴-۶- نتایج حاصل از تغییر ضرایب فیلتر به میزان ۱۰ درصد و حذف اکو به میزان ۵۰dB

در این قسمت به بررسی حالتی می پردازیم که در آن بعد از همگرایی سیستم، ناگهان مسیر اکو تغییر می کند. هدف از این کار بررسی قدرت تطبیقی بودن سیستم است. تغییرات به نحوی است که به صورت تصادفی به میزان ۱۰ درصد، ضرایب فیلتر مدل مسیر اکو مورد دگرگونی و تغییر قرار داده می شوند.

در شکل (۵-۲۴) می بینیم که بعد از همگرایی الگوریتم، و رسیدن به ۵۰dB تضعیف اکو، ناگهان تابع معیار افزایش غیرمنطقی داشته است. به صورتی که علیرغم کاهش مداوم تابع معیار، افزایشی آنی در این تابع رخ داده است. این افزایش ناشی از تغییر در ساختار مدل مسیر اکو می باشد. در صورتی که الگوریتم قادر به تشخیص این تغییر نشود و به ذرات قدرت جستجوی مجدد داده نشود، نمی تواند به همگرایی مجدد دست پیدا کند. همان طور که در شکل (۵-۲۴) دیده می شود، حتی بعد از گذشت ۱۲۷۶ تکرار، الگوریتم نتوانسته به همگرایی مجدد دست پیدا کند.



شکل (۲۴-۵) تابع معیار الگوریتم همراه با تغییرات در مدل مسیر اکو

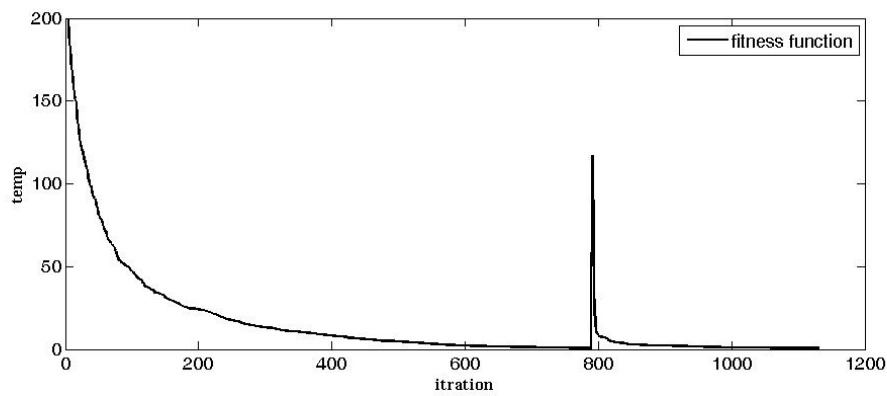


شکل (۲۵-۵) معیار ERLE وعدم همگرایی مجدد بعد از ۱۲۷۶ تکرار

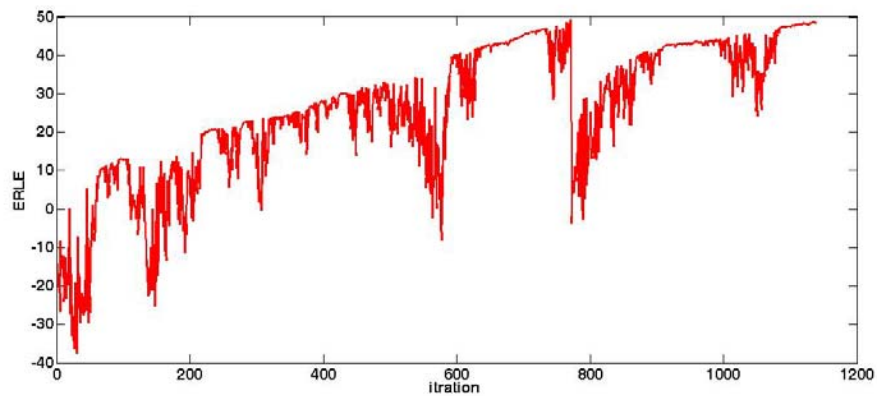
با ایجاد تغییرات یاد شده در بخش (۲-۵)، الگوریتم قادر خواهد بود، بعد از تشخیص تغییرات ایجاد شده در مدل به همگرایی مجدد دست پیدا کند. این موضوع در شکل های (۲۶-۵) و (۲۷) نشان داده شده است.

#### ۵-۴-۷- نتایج حاصل از تغییر ضرایب فیلتر به میزان ۲۰ درصد و حذف اکو به میزان ۵۰dB

در این بخش تغییرات ایجاد شده در مدل را شدیدتر کرده و به ۲۰ درصد افزایش می دهیم. در شکل (۲۸-۵) می توان دید که این تغییرات باعث افزایش بیشتر تابع معیار بعد از همگرایی شده است، اما همچنان الگوریتم قادر است در تعداد تکرار بیشتری نسبت به حالت قبل به همگرایی دست پیدا کند شکل (۲۹-۵).

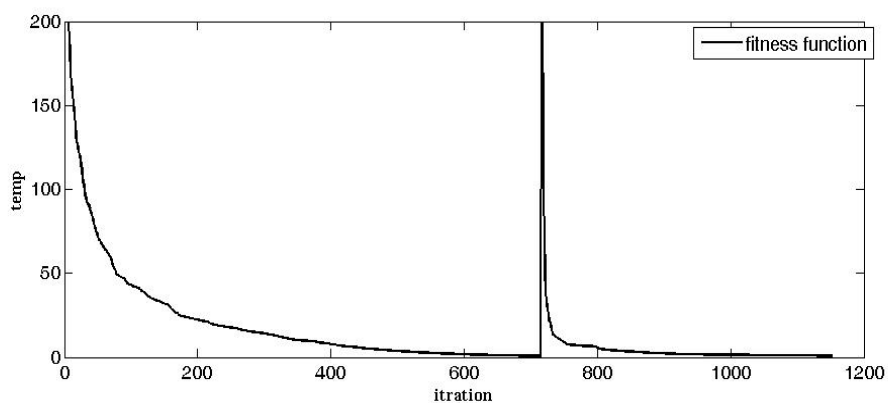


شکل (۵-۲۶) تابع معیار الگوریتم و همگرایی بعد از اعمال تغییرات ۱۰ درصد در مدل مسیر اکو

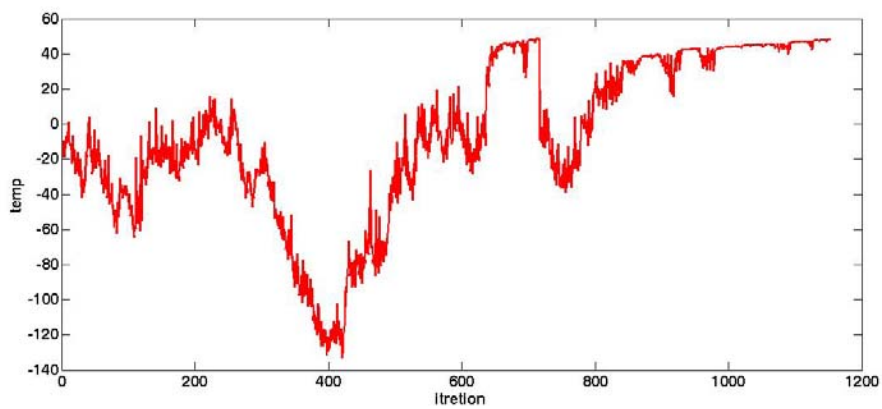


شکل (۵-۲۷) معیار ERLE و رسیدن به ۵۰ dB کاهش اکو بعد از اعمال تغییرات ۱۰ درصدی در مدل

مسیر اکو



شکل (۵-۲۸) تابع معیار الگوریتم و همگرایی بعد از اعمال تغییرات ۲۰ درصدی در مدل مسیر اکو



شکل (۵-۲۹) معیار ERLE و رسیدن به ۵۰ dB کاهش اکو بعد از اعمال تغییرات ۲۰ درصدی در مدل

مسیر اکو

## فصل ششم:

### نتیجه گیری و پیشنهادات

## نتیجه گیری

در این پایان نامه یک الگوریتم وفقی جدید مبتنی بر اجتماع ذرات (PSO) برای حذف اکوی الکتریکی موجود در خط تلفن معرفی شد. الگوریتم پیشنهاد شده را بر روی مدل مسیر اکوی معرفی شده در مرجع ITU-G168 اعمال کردیم. در این رابطه مدل مسیر اکو را با استفاده از یک فیلتر ترانسورسال FIR پیاده سازی نمودیم. جهت ارزیابی روش پیشنهاد شده در سیستمهای خطی، روش ارائه شده را از لحاظ قدرت حذف اکو، سرعت همگرایی، مقاوم بودن در برابر تغییرات محیطی، پیچیدگی محاسباتی و سایر موارد قابل ذکر، مقایسه نموده ایم.

## قدرت حذف اکو

الگوریتم پیشنهادی از لحاظ قدرت حذف اکو در سیستم خطی مشابه روش های مبتنی بر کاهش گرادینانی LMS و NLMS و همچنین روش های مدرن مانند GA و GA-LMS می باشد. و با مقایسه نتایج حاصل از این روش ها و روش پیشنهادی بر روی حذف کننده اکو در جدول (۶-۱) مشاهده می شود که روش پیشنهادی قادر است اکوی خط را به میزان ۵۰dB و ۷۰dB در تعداد تکرارهای قابل قبولی کاهش دهد. نتیجتاً روش پیشنهادی از لحاظ قدرت حذف اکو، در سیستمهای خطی بر روش های گرادینانی و GA و GA-LMS برتری دارد.

جدول (۶-۱) مقایسه سرعت همگرایی در الگوریتم های GA, GA-LMS, PSO

Algorithm	Number of iteration	
	50dB	70dB
GA, heuristic crossover	718	1226
GA-LMS, microbial crossover	1245	201
Particle swarm optimization	750	1363

### سرعت همگرایی

از لحاظ سرعت همگرایی، روش پیشنهادی کندتر از روش GA می باشد. اما در مقایسه با روش GA-LMS دارای سرعت همگرایی بیشتری می باشد. همچنین در روش پیشنهادی راهکارهایی برای افزایش سرعت همگرایی در بخش (۵-۲) بیان شد.

### مقاوم بودن

نتایج شبیه سازی نشان داد که روش پیشنهادی نسبت به تغییرات مدل مسیر آکو مقاوم عمل می کند. به این مفهوم که با تغییرات مدل مسیر آکو به میزان ۱۰٪ و ۲۰٪ با سرعت خوبی به همگرایی مجدد دست پیدا می کند.

### پیچیدگی محاسباتی

از لحاظ پیچیدگی محاسباتی، روش پیشنهادی هیچ وابستگی به خطی یا غیر خطی بودن مدل مسیر آکو ندارد، و تنها به تعداد ضرایب مدل بکار گرفته شده وابسته می باشد. همچنین از آنجایی که روش پیشنهادی از روش های مبتنی بر جمعیت می باشد، با افزایش تعداد ذرات جمعیت سرعت همگرایی کاهش و پیچیدگی محاسباتی افزایش می یابد.

با مقایسه روش های گرادایانی معرفی شده در فصل دوم با روش پیشنهادی، ملاحظه می شود که برای روش پیشنهادی، پیچیدگی محاسباتی به طور فاحشی کمتر از روشهای گرادایانی می باشد. این مزیت، مخصوصاً در سیستمهای غیرخطی که کاربرد روشهای گرادایانی در آنها به دلیل پیچیدگی محاسباتی با مشکل مواجه است، سودمند واقع می شود. لذا پیاده سازی روش PSO با توجه به سادگی محاسباتی، به صورت واقعی امکان پذیر می باشد.

### سایر موارد

بزرگترین مزیتی که می توان برای روش پیشنهادی ذکر کرد این است که این روش بر خلاف روشهای گرادایانی که امکان به دام افتادن در یک نقطه بهینه محلی را دارند، (مخصوصاً هنگامی که فیلتر بکار گرفته شده به عنوان حذف کننده، نامناسب و با درجه کمتر از حد مورد نیاز در نظر گرفته شده باشد)، الگوریتم PSO از نقاط بهینه محلی فرار می کند.

یک مزیت دیگر الگوریتم پیشنهادی که بر پایه الگوریتم هوشمند PSO استوار است، این است که الگوریتم وفقی مورد نظر را می توان بدون کوچکترین تغییری برای هر نوع مدلی برای مسیر اکو بکار برد. البته الگوریتم های گرادایانی رایج، مزایائی نسبت به روش پیشنهادی دارند، از جمله اینکه تعداد پارامترهائی تنظیم شونده آنها کمتر از الگوریتم PSO می باشد.

### پیشنهادات

همانطور که ملاحظه شد، مهمترین عیب روش پیشنهادی سرعت همگرایی کم آن می باشد. دلیل اصلی آن هم این است که برای جمعیت P تائی از ذرات، ارزش هر ذره از جمعیت، در طول یک پنجره L تائی از نمونه های سیگنال صوت اولیه صورت می گیرد. بنابراین هر تکرار الگوریتم، پس از هر  $P \times L$  نمونه سیگنال صوت اولیه صورت می پذیرد. در حالی که برای الگوریتم های



متداول LMS، با هر نمونه صوت ورودی، یک تکرار الگوریتم انجام می شود. برای رفع این مشکل می توان تعداد اعضای جمعیت  $p$  و طول پنجره  $L$  را تا حد امکان کوچک انتخاب کرد. به نظر می رسد که چنانچه با ورود هر نمونه صوت اولیه، الگوریتم PSO یک بار تکرار شود، روش پیشنهادی از سرعت همگرایی بالایی برخوردار گردد و در اینصورت می توان تعداد ذرات جمعیت را افزایش داد که در سیستمهای با خواص غیر خطی شدیدتر امکان به دام افتادن در مینیمم های محلی را کاهش می دهد. همچنین در این صورت می توان از الگوریتمهای ترکیبی با سایر الگوریتمهای هوشمند، مانند الگوریتم ژنتیک و الگوریتم های کاهش گرادیانی مانند LMS استفاده کرد که در این صورت از خصوصیات مفید هر دو الگوریتم برای فرار از نقاط بهینه محلی و افزایش سرعت همگرایی سود می بریم.

- [1] J.W Emling, D. Mitchell, '*The Effects of Time Delay and Echoes on Technical Journal, pp. System Conversations*', Bell Telephone 2869\_2891, November 1963.
- [2] Donald L. Duttweiler, '*A Twelve-Chanel Digital Echo Canceler*', IEEE Transactions on Communication, Vol. COM-26, No.5, pp. 647\_653, May 1978.
- [3] D.L Duttweiler, Y.S Chen, '*A Single-ship VLSI Echo Canceller*', Bell system Technical Journal, Vol.59, No.2, pp. 149-160, February 1980.
- [4] Man Mohan Sondhi, David A. Berkley, '*Silencing Echoes on the Telephone Network*', Proceedings of the IEEE, Vol.68, No.8, pp. 948\_963, August 1980.
- [5] Nicholas Demytko, Kevin S. English, '*Echo Cancellation on Time-Variant Circuits*', Proceedings of the IEEE, Vol.65, No.3, pp.444\_453, March 1977.
- [6] George K. Helder, '*Customer Evaluation of Telephone Circuits with Delay*', Bell system Technical Journal, pp. 1157\_1191, September 1966.
- [7] C.W.K. Gritton, D.W. Lin, '*Echo Cancellation Algorithms*', IEEE Acoustics, Speech and Signal Processing Magazine, pp.30-38, April 1984.
- [8] P.T. Brady, G.K. Helder, '*Echo Suppressor Design in Telephone Communacations*', Bell System Technical Journal, pp. 2893\_2917, November 1963.

- [9] M.M Sondhi, A.J. Presti, '*A Self-adaptive Echo Cancellor*', *Bell System Technical Journal*, Vol.45, No.10, pp. 1851\_1854, December 1966.
- [10] F.K. Becker, H.R. Rudin, '*Application of Automatic Transversal Filters to the Problem of Echo Suppression*', *Bell System Technical Journal*, Vol.45, No. 10, pp. 1847\_1850, December 1966.
- [11] M.M Sondhi, '*An Adaptive Echo Cancellor*', *Bell System Technical Journal*, Vol. 45, No.3, pp. 497\_511, March 1967.
- [12] J.R. Rosenberger, E.J. Thomas, '*Performance of an Adaptive Echo Cancellor Operating in a Noisy, Linear, Time-Invariant Environment*', *Bell System Technical Journal*, Vol. 50, No. 3, pp. 785\_813, March 1971.
- [13] E.J. Thomas, '*An Adaptive Echo Cancellor in a Nonideal Environment (Nonlinear or Time Variant)*', *Bell System Technical Journal*, Vol. 50, No. 8, pp. 2779\_2795, October 1971.
- [14] Debasis Mitra, M.M. Sondhi, '*Adaptive Filterint with Non-ideal Multipliers: Applications to Echo Cancellation*', *Proc. 1975 Int. Conf. Communications*, Vol. II, pp. 30-11\_30-15, 1975.
- [15] M.M Sondhi, Debasis Mitra, '*New Results on the performance of a Well-Known Class of Adaptive Filters*', *Proc. Of the IEEE*, Vol. 64, No. 11, pp. 1583\_1597, November 1976.
- [16] S.J. Campanella, H.G. Suyderhoud, M. onufry, '*Analysis of an Adaptive Impulse Response Echo Cancellor*', *COMSAT Tech. rev.*, Vol. 2, pp. 1 \_ 36, Spring 1972.
- [17] H.G Suyderhoud, S.J Campanella, M. Onufry, '*Results and Analysis of Worldwide Echo Cancellor Field Trial*', *COMSAT Tech. Rev.*, Vol. 5, pp. 253-274, Fall 1975.

- [18] H.G Suyderhoud, S.J Campanella, M. Onufry, '*Results and Analysis of Worldwide Echo Canceller field Trial*', COMSAT Tech. Rev., Vol. 5, pp. 253 \_ 274, Fall 1975.
- [19] O.A Horna, '*Echo Canceller with Adaptive Transversal Filter Utilizing Pseudologarithmic Coding*', COMSAT Tech. Rev., Vol. 7, pp. 293\_428, Fall 1977.
- [20] N. Demythko, L.K. Machechine, '*A High Speed Digital Adaptive Echo Canceller*', Austral. Telecommun. Rev. (A.T.R.), Vol. 7, No.1, pp. 20-28, 1973.
- [21] A.W. Thies, R.B. Zmood, '*New Ways of Echo Suppression*', Austral. Telecommun. Rev. (A.T.R.), Vol. 1, Nos. 1&2, pp. 14-19, November 1967.
- [22] Stephen B. Weinstein, '*Echo Cancellation in the Telephone Network*', IEEE Communication society Magazine, January 1977.
- [22] S. Haykin. '*Adaptive Filter Theory*'. Third Edition, New Jersey: Prentice Hall, 1996.
- [23] J. Liu, '*Robust line echo Cancellation in Complicated Phone Call environment*', in Proc. IEEE International Conference on systems, Man, and Cybernetics, Vol.1, pp. 310-313, Oct, 2001.
- [24] A. Ubale, '*A memoty-efficient algorithm for network echo cancellation in VOIP Systems*', in Proc. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP 02), Vol.2, pp. II\_1889- II\_1892,2002.
- [25] S.J. Flockton and M.S. White, '*The Application of Genetic Algorithms to infinite impulse response adaptive filters*', in proc. IEEE Colloquium in new directions in Adaptive signal processing, pp. 9/1-9/4, Feb 1993.

- [26] D.M. Etter, M.J. Hicks, and K.H.cho, '*Recursive adaptive filter design using a adaptive genetic algorithm*', in proc. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP '82), pp. 635-638, May 1982.
- [27] A. Neubauer, '*Non-linear adaptive filters based on genetic algorithms with applications to digital signal processing*', in Proc. IEEE International Conference on Evolutionary Computation, Vol. 2, pp. 527-532, Nov. 1995.
- [28] A. Kam, and A. Cohen, '*Detection of fetal ECG with IIR adaptive filtering and genetic algorithms*', Proc. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and signal processing (ICASSP '99), pp. 2335-2338, March 1999.
- [29] N.K. Amiri, and S.M. Fakhraie, '*Digital Network Echo Cancellation using Genetic Algorithm and Combined GA\_LMS Method.*'
- [30] David G. Messerschmitt, '*Echo Cancellation in speech and Data Transmission*', IEEE Journal on Selected Areas in Communication, Vol. SAC-2, No.2, pp. 283-297, March 1984.
- [31] Kazuo Murano, Shigeyuki Unagami, Fumio Amano, '*Echo Cancellation and Applications*', IEEE Communications Magazine, pp. 49-55, Jan. 1990.
- [32] B. Farhang-Boroujeny, '*Adaptive Filters: Theory and Applications*', Wiley & Sons, ISBM 0471983373.
- [33] Sen Kuo (Northwestern Illinois University), Chein Chen, '*An Implementation of Adaptive Filters with the TMS320C25 or the TMS320C30; Application Report: SPRA116*', Texas Instruments, 1997, <http://www.ti.com>

- [34] Dennis R. Morgan, Steven G. Kratzer, '*On a Class of Computationally Efficient, Rapidly Converging, Generalized NLMS Algorithms*', IEEE signal Processing letters, Vol. 3 No. 8, pp. 245-247, August 1996.
- [35] Christina Breining, Pia Dreiseitel, Eberhard Hansler, Andreas Mader, Bernhard Nitsch, Henning Puder, Thomas Schertler, Gerhard Schmidt, Jan Tilp, '*Acoustic Echo Control. An Application of Very-High-Order Adaptive Filter.*', IEEE Signal Processing Magazine, pp. 42 – 68, July 1999.
- [36] J. Kennedy, RC Eberhart, *Particle Swarm Optimization*, Proceeding of the IEEE International Conference on Neural Networks, Vol. 4, pp 1942-1948, 1995.
- [37] J. Kennedy, *The Particle Swarm: Social Adaptation of Knowledge*, Proceeding of 1997 International Conference on Evolutionary computing, IEEE Press. PP. 303-308, 1997.
- [38] J. Kennedy, and R. C. Eberhart, *Swarm Intelligence*, ISBN 1-55860-595-9, Academia Press (2001).
- [39] Y. Shi, and R.C. Eberhart, '*Empirical Study of particle Swarm Optimization*', Proceedings of the 1999 Congress of Evolutionary Computation, vol. 4, IEEE Press, (1999): 1945\_1950.
- [40] PN Suganthan, "*Particle Swarm Optimizer with Neighborhood Operator*", Proceeding of the IEEE Congress on Evolutionary Computation, 1999, pp 1958-1961.
- [41] T. Krink, J. Vesterstorm, L. Riget, "*Particle Swarm Optimization with Spatial Particle Extension*", To appear in: Proceedings of the congress on Evolutionary Computation 2002 (CEC-2002).

- [42] Jakob Vesterstorm and Jacques Riget, “ *Particle Swarms Extensions for improved local, multi-modal, and dynamic search in numerical optimization*”, Master’s Thesis, May 2002
- [43] Vesterson, J. Riget, and T. Krink, “ *Division of labor in Particle Swarm Optimization*”, To appear in: proceedings of the congress on Evolutionary Computation 2002 (CEC-2002).
- [44] X. cui, C. T. Hardin<sup>2</sup>, R.K. Ragade<sup>2</sup>, T.E. Potok and A.S. Elmaghraby, “ *tracking non-stationary Optimal Solution by Particle Swarm Optimizer* ”, Proceedings of the Sixth International conference on Software Engineering.
- [45] H.R.Modarres, (2006), *A Master’s Thesis, “Designing Active Noise Controller, using a population based algorithm”*, Electrical Eng and Robotics depart. Shahrood University of Technology.
- [46] D.J Krusienski and W.K. Jenkins. “*Adaptive Filtering Via particle Swarm optimization*”,IEEE conference on Signal, Systems and Computers, Vol.1 PD 571-575 2003.
- [47] D.J.Krusienski and W.K.Jenkins. “*Practice swarm optimization for Adaptive IIR Filter structures,*” Evolutionary computation Vol:1 DD: 96 S-970 IEEE 2004.
- [48] D.J.Krusienski and W.K.Jenkins, “*Design and Performance of Adaptive Systems Based on Structured Stochastic optimization Strategies,*” Proc. IEEE CIPCUIT AND SYSTEMS MAGAZINE Vol:5 PP: 8-20 First Quarter 2005
- [49] A.Banks and S.Vincent and C.Anyakoha, “*A review of particle swarm optimization. Part II: hybridization, combinatorial, Multicriteria and constrained optimization, and indicative applications*”, Nat comput (2008) 7: 109-124, Springer Sciencet Business Media B.V. 2007.

[50] I.Rassameeroj and S.Tangwongsan. “*Echo Cancellation in Voice over IP,*” 5<sup>th</sup> International conference on Information Technology and Applications, ISBN: 978-0-980 3267-2-7, ICITA 2008

[51] A. Alfi, M.M. Fateh, “*Parameter Identification Based on Modified PSO Applied to Suspension System,*” in Scientific Research Publishes journal (SciRP) on J. software Engineering & Applications, 3: 221-229,Mar 2010.

[52] International Telecommunication Union. ITU-T G.1681 Digital network echo cancellers, ITU2004.



## Abstract

In this thesis we present a new adaptive algorithm, based on particle swarm optimization (PSO) for echo cancellation. The proposed algorithm is done on the first echo path model of ITU-T G.168. This algorithm used to optimized the parameter of model which are the FIR coefficients, to create the replica echo and minimize it. The result shown 70db reduction on the echo level.

The main advantage of PSO is that, it escape from local minima and also reduces the computational complexity of conventional methods. We modified PSO algorithm to increase convergence speed of the basic PSO. In this algorithm after some iteration, the algorithm measures fitness function of the particle and get a chance to search new areas in solution space. In this new algorithm when a sudden change occurred on the echo path model, the algorithm can adapt it.

**Keywords: Echo cancellation, PSO, Adaptive filter, FIR filter**

