

## تخمین نسبت سیگنال به نویز در کانال‌های مخابراتی پویا به کمک شبکه‌ی عصبی پایه شعاعی با ساختار تأخیر زمانی

منصور شیخان<sup>۱</sup>، محسن حاتمی صادق<sup>۲</sup>

۱- استادیار، گروه مهندسی مخابرات، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد تهران جنوب، msheikhn@azad.ac.ir  
۲- کارشناس ارشد، گروه مهندسی مخابرات، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد تهران جنوب، mohsenha@gmail.com

### چکیده

در این مقاله، به کمک یک شبکه‌ی عصبی پایه شعاعی، نسبت سیگنال به نویز (SNR) یک کانال مخابراتی پویا با دقتی که برای سیستم‌های وفقی مبتنی بر تطبیق پیوند مناسب است، تخمین زده می‌شود. سیستم پیشنهادی برای تخمین سیگنال به نویز، نیازی به آگاهی از ماهیت سیگنال دریافتی پیش از عبور از کانال ندارد. عدم نیاز سیستم تخمین گر به ارسال داده‌های از پیش شناخته شده توسط فرستنده، باعث صرفه جویی در منابع می‌شود. این صرفه جویی، یکی از مزیت‌های تخمین گر پیشنهادی نسبت به تخمین گرهای مبتنی بر ارسال داده‌های توافقی است. با ملاک قرار دادن معیار میانگین مربع خطاهای بهنجار (NMSE)، مشاهده می‌شود که خطای عملکرد تخمین گر پیشنهادی در کاربردهای عملی به کمتر از ۰/۰۰۱ می‌رسد.

### واژه‌های کلیدی

تخمین نسبت سیگنال به نویز، کانال مخابراتی پویا، شبکه‌ی عصبی پایه شعاعی

### ۱- مقدمه

ملاحظه‌ی لحظه‌ای حضور دیگر کاربران در ارتباط مخابراتی و تصمیم‌گیری پویا برای کاهش اثر تداخل آن‌ها، چشمگیر و غیرقابل صرف نظر است.

با این حال، استفاده از مزیت‌های مربوط به این روش، تنها در صورتی ممکن است که شناخت مناسبی از وضعیت فعلی کانال در دسترس باشد [۲]. تنها در این صورت است که می‌توان پارامترهای مربوط به طراحی سیستم (نظیر پارامترهای مدوله‌سازی و کدکردن) را متناسب با این شناخت تعیین و تنظیم کرد [۳].

یک کانال مخابراتی را با متغیرهای متفاوتی می‌توان توصیف کرد. بهره‌ی لحظه‌ای کانال، پاسخ فرکانسی کانال، پارامترهای مربوط به محوشدگی کانال نظیر میزان جابه‌جایی داپلر، پارامترهای مربوط به ترافیک لحظه‌ای کانال، و نسبت سیگنال به نویز<sup>۳</sup> (SNR)، از

امروزه در سیستم‌های نوین مخابراتی، به‌ویژه در سیستم‌های مبتنی بر نسل سوم مخابرات سیار، مدیریت منابع رادیویی به صورت پویا انجام می‌شود، به این ترتیب که پارامترهای اساسی طراحی سیستم، نظیر پارامترهای مربوط به مدوله‌سازی و کدکردن یا پارامترهای مربوط به کنترل توان، متناسب با وضعیت پویای کانال مخابراتی تعیین می‌شوند و تغییر می‌کنند. این رویکرد در طراحی سیستم‌های مخابراتی که در پژوهش‌های اخیر از آن با عنوان‌های تطبیق پیوند<sup>۱</sup> یا مدوله‌سازی و کدکردن وفقی<sup>۲</sup> (AMC) یاد می‌شود، باعث افزایش کارایی سیستم در مقایسه با سیستم‌های ایستا و کلاسیک مخابراتی شده، امکان دستیابی به ظرفیت‌های مخابراتی بالاتر را در یک ارتباط رادیویی فراهم می‌سازد [۱]. این افزایش کارایی، به‌ویژه در ارتباط‌های سلولی چندکاربره، با توجه به

سیگنال اصلی اطلاعات بر روی کانال ارسال شوند تا تخمین‌گر بتواند سیگنال به نویز کانال را از روی این داده‌های توافقی تخمین بزند. برای مثال، در یکی از متداول‌ترین روش‌های تخمین SNR، گیرنده با مقایسه‌ی داده‌های توافقی با داده‌هایی که دریافت می‌کند، ابتدا نرخ خطای بیت<sup>۱۰</sup> (BER) کانال را محاسبه کرده، سپس به کمک رابطه‌ای که BER را به SNR ارتباط می‌دهد، نسبت سیگنال به نویز کانال را محاسبه می‌کند. این رابطه، به‌عنوان نمونه، برای مدوله‌سازی BPSK به‌صورت زیر است:

$$P_b = Q\left(\sqrt{\frac{B \cdot SNR}{f_b}}\right); Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^{\infty} e^{-t^2} dt \quad (1)$$

که در آن  $P_b$  احتمال خطای بیت،  $B$  پهنای باند کانال و  $f_b$  نرخ بیت ارسالی است [۹].

این روش و دیگر روش‌های مبتنی بر ارسال داده‌های توافقی، که به‌اختصار روش‌های TxDA نامیده می‌شوند، اگرچه می‌توانند SNR کانال را به‌درستی و با دقت تخمین بزنند، اما برای تخمین پویا و پیوسته‌ی SNR کارآمد نیستند، چرا که در این روش‌ها لازم است همواره بخشی از ظرفیت کانال به ارسال داده‌های توافقی اختصاص یابد [۸].

در این تحقیق، برای پیشگیری از این ائتلاف ظرفیت، تخمین SNR کانال به‌روش کور انجام شده است. روش کور بکار گرفته‌شده، از نوع مبتنی بر تخمین داده درگیرنده<sup>۱۱</sup> (RxDA) است. این روش، به‌کمک ماهیت غیرخطی شبکه‌های عصبی و توانایی تعمیم این شبکه‌ها پس از طی یک دوره‌ی آموزشی مناسب، تخمین SNR را بی‌نیاز از داده‌های توافقی و با استفاده از داده‌های سیگنال اصلی انجام می‌دهد.

## ۲-۲- شبکه‌ی عصبی پایه‌شعاعی

شبکه‌ی عصبی مورد استفاده در این تحقیق، یک شبکه‌ی پایه‌شعاعی (RBF) با سه‌لایه‌ی ورودی، میانی و خروجی است. در این راستا، برداری از هشتاد داده (که در بخش سوم این مقاله درباره‌ی ماهیت آن‌ها توضیح داده می‌شود) در ورودی شبکه قرار می‌گیرد. لایه‌ی خروجی نیز شامل یک نورون است که مقدار تخمین SNR را ارائه می‌کند. لایه‌ی میانی را نیز نورون‌هایی با توابع فعالیت از نوع پایه‌شعاعی تشکیل می‌دهند که تعداد آن‌ها برای رسیدن به خطای تخمین مناسب، در بخش چهارم مقاله محاسبه خواهد شد.

ساختار شبکه‌ی عصبی پایه‌شعاعی در بخشی از شکل (۱) آورده شده است. در این ساختار، نورون‌های لایه‌ی مخفی پارامتری برداری به نام «مرکز» دارند که با  $C_i$  نشان داده می‌شود. هر نورون،

جمله‌ی این متغیرها هستند. در این مقاله، بر روی تخمین نسبت سیگنال به نویز، به‌عنوان یکی از اصلی‌ترین پارامترهای یک کانال مخابراتی، تمرکز شده است.

تاکنون، روش‌های مختلفی برای تخمین SNR یک کانال مخابراتی پیشنهاد شده است، که از میان پژوهش‌های اخیر، می‌توان به تخمین SNR با روش‌های تکراری [۴]، استفاده از گشتاورهای مرتبه‌بالا [۵]، بکارگیری سری‌های زمانی محدود [۶]، و استفاده از پیش‌گویی خطی [۷]، اشاره کرد. مرسوم است که ایده‌های نو برای تخمین SNR را، برای مشخص‌شدن توانایی‌ها و کاستی‌هایشان، با چهار روش کلاسیک تخمین SNR مقایسه می‌کنند: روش شباهت بیشینه<sup>۴</sup> (ML)، روش واریانس مربع سیگنال به نویز<sup>۵</sup> (SNV)، روش گشتاورهای مرتبه‌ی دوم و چهارم<sup>۶</sup> ( $M_2M_4$ )، و روش نسبت سیگنال به تغییر<sup>۷</sup> (SVR) [۸]. فرایند انتخاب روش مناسب برای تخمین SNR کانال، اغلب به برقراری مصالحه‌ای بین پیچیدگی سیستم و دقت تخمین‌گر منجر می‌شود. این که روش پیشنهادشده از نظر این دو معیار و در مقایسه با روش‌های کلاسیک چگونه عملکردی دارد، کارایی روش پیشنهادی را مشخص می‌کند.

در این مقاله، از شبکه‌های عصبی برای تخمین SNR استفاده شده است. استفاده از این روش مزیت‌هایی نسبت به روش‌های کلاسیک تخمین SNR دارد، که از جمله‌ی آن‌ها می‌توان به کاهش قابل توجه حجم محاسبات ریاضی و در نتیجه ساده‌شدن سخت‌افزار سیستم تخمین‌گر اشاره کرد. همچنین، سیستم پیشنهادی در این مقاله تخمین SNR را به روش کور انجام می‌دهد که مزیت دیگر آن نسبت به سیستم‌های مبتنی بر ارسال داده‌های توافقی<sup>۸</sup> (TxDA) است. درباره‌ی این مزیت در بخش دوم مقاله توضیح داده شده است. مرور ساختار شبکه‌ی عصبی پایه‌شعاعی<sup>۹</sup> (RBF) و بحثی درباره‌ی نقش پارامتر حالت اولیه در تولید نویز تصادفی از دیگر مطالب بخش دوم این مقاله هستند. در بخش سوم، مدلی برای پیاده‌سازی تخمین‌گر مبتنی بر شبکه‌ی عصبی با ساختار تأخیر زمانی پیشنهاد شده است. چگونگی انجام شبیه‌سازی و نتایج آن در بخش چهارم مقاله آورده شده است. دو بخش آخر مقاله نیز به مقایسه‌ی عملکرد سیستم پیشنهادی با تخمین‌گرهای کلاسیک و نتیجه‌گیری و جمع‌بندی اختصاص یافته است.

## ۲- تخمین کور سیگنال به نویز به کمک شبکه‌های عصبی

### ۲-۱- تخمین کور در مقایسه با تخمین TxDA

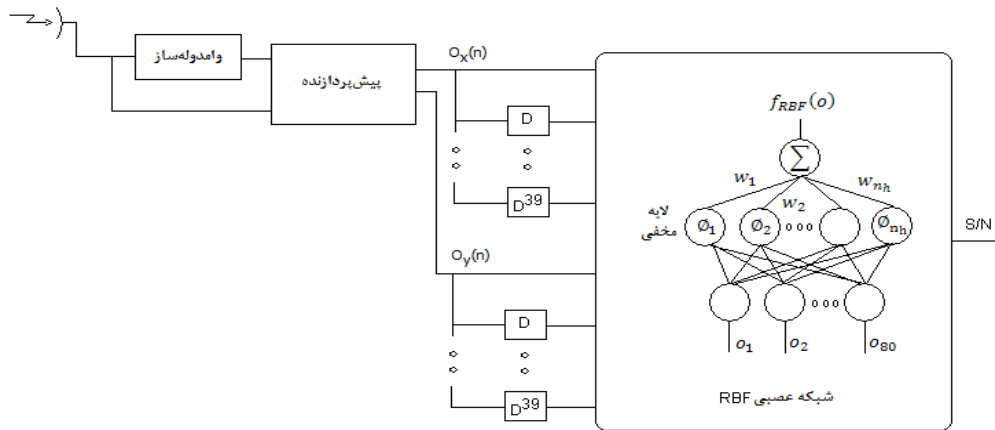
در برخی روش‌های کلاسیک تخمین SNR، لازم است که داده‌هایی توافقی‌شده که مقدار آن‌ها از پیش معلوم است در کنار

که در آن،  $O$  بردار ورودی است و  $(\cdot)^H = ((\cdot)^T)^*$  عملگر  $T$  ماتریس را ترانهاده و عملگر  $*$  مزدوج ماتریس را محاسبه می‌کند. در شبکه‌های عصبی پایه‌شعاعی، تابع فعالیت نورون‌های لایه‌ی میانی معمولاً به صورت گوسی فرض می‌شود:

$$\phi(\chi^2, \rho) = e^{-\frac{\chi^2}{\rho}} \quad (3)$$

فاصله‌ی بین بردار مرکز و بردار ورودی را محاسبه می‌کند و حاصل را بر پارامتری که «گسترده‌گی» نامیده می‌شود،  $p_i$ ، تقسیم می‌کند. مقدار پارامتر گسترده‌گی، دامنه‌ی گسترش مراکز نورون‌ها را مشخص می‌کند. حاصل تقسیم نیز از یک تابع فعالیت غیرخطی حقیقی که با  $\phi$  نشان داده می‌شود، عبور می‌کند:

$$\phi_i = \phi\left(\frac{(o - c_i)^H (o - c_i)}{\rho_i}\right) \quad (2)$$



شکل ۱- شمای کلی سیستم تخمین گر SNR

$$\begin{cases} j = \arg \min \|o(n) - c_i(n)\|; & i = 1, \dots, n_h \\ r = \arg \min_{i \neq j} \|o(n) - c_i(n)\|; & i = 1, \dots, n_h \end{cases} \quad (7)$$

$\eta$  و  $\gamma$  نیز نرخ‌های یادگیری هستند و مقداری بین صفر و یک دارند. مقدار  $\eta$  بزرگ‌تر از  $\gamma$  در نظر گرفته می‌شود. در لایه‌ی خروجی، الگوریتم یادگیری یک الگوریتم تحت نظارت<sup>۱۳</sup> است که بر مبنای معیار کمینه‌ی میانگین مربعات<sup>۱۴</sup> (LMS)، ضرایب وزن را با رابطه‌ی زیر تغییر می‌دهد:

$$w_i(n+1) = w_i(n) + \alpha \cdot e(n) \cdot \phi(n) \quad (8)$$

که در آن،  $\alpha$  نرخ یادگیری را مشخص می‌کند. در معیار LMS، تغییر ضرایب وزن تا آنجا ادامه پیدا می‌کند که میانگین مربع خطا برای تمام بسته‌های آموزشی کمینه شود. به بیان دیگر، معیار LMS در هر مرحله از آموزش، با اعمال رابطه‌ی (۸) بر روی ضرایب وزن، تابع زیر را به سمت مقدار کمینه‌اش میل می‌دهد:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [x(n) - f_{RBF}(o)]^2 \quad (9)$$

که در آن،  $x(n)$  مقدار مطلوب و  $N$  تعداد داده‌های آموزشی است [۱۰].

تابع فعالیت نورون‌های لایه‌ی خروجی را هم خطی در نظر می‌گیرند:

$$f_{RBF}(o) = \sum_{i=1}^{n_h} \phi_i w_i \quad (4)$$

که در آن  $n_h$  تعداد نورون‌های لایه‌ی میانی و  $w_i$  پارامترهایی هستند که مشخص می‌کنند خروجی هر یک از نورون‌های لایه‌ی میانی در پاسخ نهایی با چه وزن و تأثیری حاضر می‌شوند. ترکیب رابطه‌ی اخیر با رابطه‌های (۲) و (۳) نتیجه می‌دهد:

$$f_{RBF}(o) = \sum_{i=1}^{n_h} w_i e^{-\frac{(o-c_i)^H (o-c_i)}{\rho_i}} \quad (5)$$

الگوریتم یادگیری، در لایه‌ی میانی شبکه‌ی عصبی پایه‌شعاعی، فاصله‌ی بردارهای ورودی با مراکز نورون‌ها را محاسبه می‌کند و متناسب با این که مرکز کدام نورون کمترین فاصله را با بردار ورودی‌ها دارد، نورون‌های برنده و هم‌آورد<sup>۱۳</sup> را انتخاب می‌کند. سپس، مراکز این دو نورون را به سمت بردار ورودی جابه‌جا می‌کند:

$$c_i(n+1) = \begin{cases} c_i(n) + \eta(o(n) - c_i(n)); & i = j \\ c_i(n) + \gamma(o(n) - c_i(n)); & i = r \\ c_i(n); & i \neq j, i \neq r \end{cases} \quad (6)$$

که در آن:

### ۳-۲- نویز تصادفی و نقش حالت اولیه در تولید آن

در بخش چهارم این مقاله، برای تهیهی داده های آموزشی و آزمون، یک کانال با نویز جمع شونده ی سفید گوسی<sup>۱۵</sup> (AWGN) شبیه سازی شده است. متناسب با مقداری که برای SNR کانال شبیه سازی در نظر گرفته می شود، این کانال یک نویز شبه تصادفی به سیگنال ارسالی توسط فرستنده اضافه می کند. این نویز شبه تصادفی، به جز مقدار SNR کانال، به پارامتر شبیه سازی دیگری نیز وابسته است که حالت اولیه<sup>۱۶</sup> نامیده می شود و با تغییر آن می توان به نویزهای تصادفی متفاوتی دست پیدا کرد. این موضوع در ادامه بیشتر توضیح داده شده است.

شکل فازوری سیگنال اطلاعات مدوله شده، ماهیت مختلط دارد. کانال مخابراتی به هر دو قسمت حقیقی و موهومی این سیگنال، نویز جمع شونده ی سفید گوسی اضافه می کند. برای شبیه سازی این فرایند، به یک تولیدکننده ی عددهای تصادفی با توزیع احتمال گوسی نیاز است. در این تحقیق، این شبیه سازی به کمک الگوریتم زیگورات<sup>۱۷</sup> انجام شده است [۱۱]. این الگوریتم رشته ای از اعداد تصادفی با توزیع یکنواخت را تولید کرده، سپس آن دسته از اعدادی که در بخش های انتخاب شده ای از سطح زیر نمودار یک منحنی توزیع گوسی قرار می گیرند، در خروجی خود قرار می دهد [۱۲]. روندنمای<sup>۱۸</sup> برنامه ی شبیه ساز این الگوریتم در پیوست آمده است.

در این روندنما، تابع تولیدکننده ی عدد تصادفی با توزیع یکنواخت، در واقع یک تولیدکننده ی واقعی اعداد تصادفی نیست، بلکه تنها رشته ای از عددهای شبه تصادفی را از روی یک دنباله ی بازگشتی مشخص تولید می کند. با انتخاب عددهای متفاوت به عنوان اولین عدد این دنباله (که بقیه ی عددها به صورت بازگشتی از روی آن تولید می شوند) می توان به رشته عددهای شبه تصادفی متفاوتی دست پیدا کرد. از این اولین عدد، با عنوان حالت اولیه ی دنباله ی بازگشتی یاد می شود. در نتیجه، با انتخاب حالت های اولیه ی متفاوت، می توان به رشته عددهای تصادفی با توزیع گوسی متفاوت و نویزهای جمع شونده ی سفید گوسی متفاوت دست پیدا کرد.

### ۳- ساختار مدل پیشنهادی

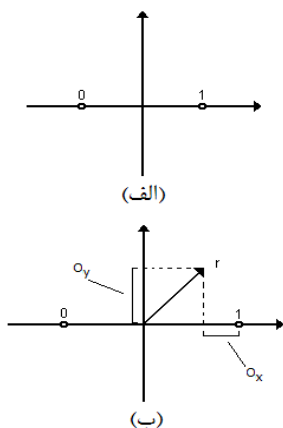
شمای بلوکی مدل پیشنهادی برای مدل تخمین گر SNR در شکل (۱) آورده شده است. همان گونه که مشاهده می شود، علاوه بر بخش عصبی سیستم که وظیفه تخمین SNR را برعهده دارد، واحدهای و امدوله ساز<sup>۱۹</sup> و پیش پردازنده<sup>۲۰</sup> نیز در این ساختار در نظر گرفته شده اند.

در این تحقیق، مدوله سازی مورد استفاده BPSK فرض شده است. بدیهی است که می توان این روش را به سادگی به سایر مدوله سازی های رقمی نیز تعمیم داد. در مدوله سازی BPSK، با فرض فاز اولیه ی صفر، بیت های "صفر" و "یک" در فرستنده به دو

$$\sqrt{\frac{2E_b}{T_b}} \cos(2\pi f_c t + \pi) \quad \text{سیگنال}$$

$$\sqrt{\frac{2E_b}{T_b}} \cos(2\pi f_c t) \quad \text{برای بیت "صفر" و}$$

برای بیت "یک" تبدیل شده، سپس بر روی کانال ارسال می شوند. با فرض این که دامنه ی این دو سیگنال بهنجار باشند، نمایش فازوری آن ها در شکل (۲- الف) نشان داده شده است. همچنین، با فرض این که بیت ارسالی در فرستنده بیت "یک" باشد، نمونه ای از تغییر فاز و دامنه، ناشی از نویز جمع شونده ی کانال، در شکل (۲- ب) نشان داده شده است.

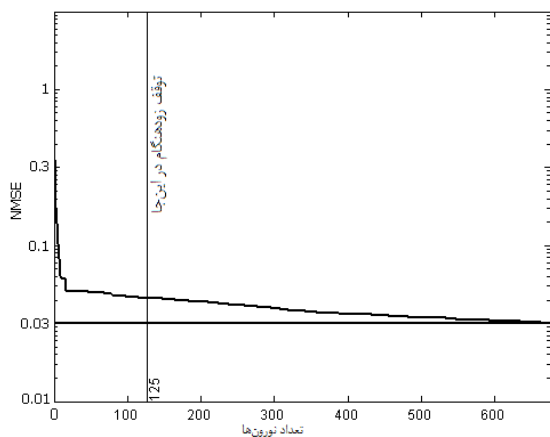


شکل ۲- نمودار مبین رفتار بخش پیش پردازنده: الف) سیگنال در فرستنده، ب)  $O_x$  و  $O_y$  برای سیگنال  $r$  دریافتی در گیرنده

در این تحقیق، برای تخمین SNR کانال، از دو دسته داده استفاده شده است: دسته اول، اندازه ی اختلاف مقدار حقیقی داده ی دریافتی (مقدار حقیقی ورودی و امدوله کننده) با مقدار حقیقی فازور تولید شده از روی خروجی و امدوله کننده، و دسته دوم، اندازه ی اختلاف مقدار موهومی داده ی دریافتی (مقدار موهومی ورودی و امدوله کننده) با مقدار موهومی فازور تولید شده از روی خروجی و امدوله کننده. به بیان دیگر، در بخش پیش پردازنده سیستم، خروجی و امدوله کننده دوباره مدوله شده، فازور آن محاسبه شده، سپس مقدار حقیقی و موهومی این فازور به ترتیب از مقدار حقیقی و موهومی داده ی دریافتی (ورودی و امدوله کننده) کسر شده، از این اختلاف قدر مطلق گرفته می شود. این دو مقدار به ترتیب  $O_x$  و  $O_y$  نامیده شده اند. در مدوله سازی BPSK با فاز اولیه ی صفر و

آزمون به ازای حالت های اولیه ای متفاوت با حالت های اولیه ی مورد استفاده در تولید داده های آموزشی و برای مقادیر SNR در محدوده ی ۳۰dB-۱dB با افزایش پلکانی ۱dB، تولید می شوند.

در شکل (۴)، پاسخ سیستم به ۳۰ بسته از داده های به تصادف انتخاب شده ی آزمون، که از نظر مقدار SNR در شرایط متفاوتی تولید شده اند، مشاهده می شود. مقادیر تخمینی با مربع های توپر و داده های مطلوب با مربع های توخالی نشان داده شده اند. در شکل (۵) نیز، پاسخ سیستم به ۲۱ بسته از داده های به تصادف انتخاب شده ی آزمون، که از نظر مقدار حالت اولیه در شرایط متفاوتی تولید شده اند، مشاهده می شود. شایان ذکر است که تمام این بسته ها در SNR یکسان و برابر با ۲۵dB تولید شده اند. تأثیر انتخاب حالت های اولیه ی متفاوت برای نویز کانال، که در بخش ۳-۲.



شکل ۳- نمودار کاهش خطای شبکه RBF با افزایش تعداد نورون ها

در باره ی آن بحث شد، در این جا مشاهده می شود. همان گونه که در شکل (۴) مشاهده می شود، سیستم برای مقادیر SNR بزرگ تر تخمین بهتری از SNR ارائه می دهد. به عبارت دیگر، عملکرد سیستم برای مقادیر SNR متفاوت یکسان نیست.

برای بررسی کیفیت تخمین در مقادیر SNR متفاوت، میانگین مربع خطای بهنجار<sup>۲۲</sup> (NMSE) برای آن دسته از داده های آزمون که در مقادیر SNR مشابه تولید شده اند، براساس رابطه ی (۱۰) محاسبه شده است:

$$NMSE\{\hat{\gamma}_m\} = \frac{MSE\{\hat{\gamma}_m\}}{\gamma^2} = \frac{E\left\{\left(\hat{\gamma}_m - \gamma\right)^2\right\}}{\gamma^2} = \frac{1}{N_f \gamma^2} \sum_{i=1}^{N_f} \left(\hat{\gamma}_m - \gamma\right)^2 \quad (10)$$

که در این رابطه،  $\gamma_m$  نسبت سیگنال به نویز تخمین زده شده،  $\gamma$  نسبت سیگنال به نویز مورد نظر، و  $N_f$  تعداد تخمین های انجام شده برای هر SNR است. نتیجه ی این محاسبه به صورت نموداری در شکل (۶) برای  $N_f = 1260$  نشان داده شده است. از روی این

دامنه ی بهنجار، مقدار حقیقی فازور تولید شده از روی خروجی و امپدوله کننده برابر با ۱ یا -۱، و مقدار موهومی فازور تولید شده از روی خروجی و امپدوله کننده برابر با صفر است. در واقع،  $O_y$  همان اندازه ی مقدار موهومی خروجی و امپدوله کننده خواهد بود. مقدار  $O_x$  و  $O_y$  بر روی شکل (۲-ب) برای یک سیگنال دریافتی فرضی نشان داده شده است.

چنان که بیان شد، تخمین SNR کانال در این تحقیق توسط شبکه ی RBF انجام می شود. در این راستا، یک بسته ی چهار تایی از داده های متوالی دسته ی اول، و یک بسته ی چهار تایی از داده های متوالی دسته ی دوم، به عنوان ورودی شبکه در نظر گرفته می شوند. منظور از متوالی، توالی در زمان است، یعنی داده های هر بسته از روی چهار داده ای که پشت سرهم در گیرنده دریافت شده اند، به روشی که توضیح داده شد، محاسبه می شوند. نحوه ی حضور این ساختار در گیرنده ی مخابراتی، در شکل (۱) نشان داده شده است.

#### ۴- شبیه سازی و نتایج تجربی

داده های آموزشی مورد نیاز، برای مقادیر SNR در محدوده ی ۳۰dB-۱dB با افزایش پلکانی ۱dB، تهیه می شوند. چنین محدوده ای برای استفاده از سیستم در کاربردهای عملی کاملاً مناسب است [۸]. در هر مقدار SNR، شبیه سازی به تعداد ۲۱ بار برای ۷ حالت اولیه ی متفاوت تکرار می شود. در نتیجه، مجموع داده های آموزشی برابر با ۴۴۱۰ بسته است که هر بسته از ۸۰ داده تشکیل شده است. از این داده ها برای آموزش شبکه ی عصبی توصیف شده در بخش سوم این مقاله استفاده می شود.

شبیه ساز در این مرحله از شبیه سازی، با تکرار آموزش، هر بار برای تعداد متفاوتی از نورون های لایه ی میانی، کمینه ی تعداد نورون های لازم برای رسیدن به حد مطلوبی از خطا را برآورد می کند. حد مطلوب در این جا برابر با ۵٪ در هر بسته، که معادل ۰/۰۶۲۵ درصد داده ها است، تعریف شده است. مقدار خطا در مرحله ی آموزش به گونه ای انتخاب شده است که هم شبکه قابلیت تعمیم مناسبی داشته باشد (براساس روش توقف زودهنگام آموزش<sup>۲۱</sup> [۱۰]) و هم سخت افزار شبکه تا حد امکان کوچک و سریع باشد. مشاهده می شود که با رسیدن تعداد نورون های لایه ی میانی به ۱۲۵ نورون، حد مطلوب خطا حاصل می شود. روند کاهش خطای شبکه با افزایش تعداد نورون ها در شکل (۳) نشان داده شده است.

پس از آموزش شبکه، کارکرد شبکه با اعمال داده های ناآشنای آزمون آزمایش شده است. برای آزمایش سیستم، ۱۲۶۰ بسته از داده های آزمون، که از نظر مقدار SNR یا مقدار حالت اولیه یا هر دو در شرایط متفاوتی تولید شده، به شبکه اعمال می شوند. داده های

## ۵- مقایسه و ارزیابی

در مقدمه‌ی این مقاله، گفته شد که فرآیند انتخاب روش مناسب برای تخمین SNR کانال، اغلب به برقراری مصالحه‌ای بین پیچیدگی سیستم و دقت تخمین‌گر منجر می‌شود. از همین دو منظر، روش پیشنهادی در این تحقیق با چهار روش کلاسیک تخمین SNR، معرفی شده در مقدمه‌ی مقاله، مقایسه شده است.

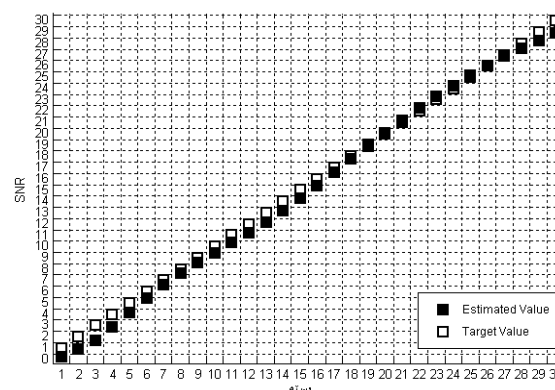
نتیجه‌ی مقایسه در جدول (۱) آمده است. مقادیر مربوط به MSE بهنجار شده‌ی تخمین‌های کلاسیک از مرجع [۸] و توصیف پیچیدگی هر یک از آن‌ها از مرجع [۱۳] نقل شده‌اند. روابط ریاضی توصیف‌کننده‌ی سیستم پیشنهادی در این تحقیق (که در بخش ۲-۲ آورده شده‌اند) ساده‌تر از روابط ریاضی نسبتاً پیچیده‌ای [۸] هستند که سیستم‌های کلاسیک تخمین SNR را توصیف می‌کنند. به بیان دیگر، سیستم پیشنهادی با پیچیدگی محاسباتی کمتری مواجه است. این مزیت، در کنار کارکرد بسیار خوب سیستم پیشنهادی در مقادیر SNR نه خیلی کوچک، سیستم پیشنهادی را سیستم مناسبی برای استفاده در کاربردهای عملی معرفی می‌کند.

## ۶- نتیجه‌گیری

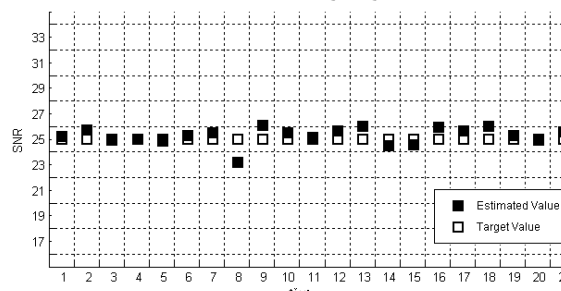
نشان داده شد که به کمک یک شبکه‌ی عصبی RBF می‌توان SNR یک کانال مخابراتی را در محدوده‌ی ۳۰dB-۱dB با دقت مناسبی تخمین زد. سیستم معرفی شده تخمین را به صورت کور انجام می‌دهد که مزیت آن نسبت به تخمین‌زننده‌های TxDA است. کاهش پیچیدگی محاسباتی، مزیت دیگری است که این تخمین‌گر در مقایسه با تخمین‌گرهای کلاسیک ارائه می‌دهد. با ملاک قرار دادن معیار میانگین مربع خطاهای بهنجار، تخمین‌گر پیشنهادی خطای عملکردی در محدوده‌ی ۰/۰۰۵ تا ۰/۰۰۰۵ برای مقادیر SNR بزرگ‌تر از ۸dB دارد، که برای کاربردهای عملی بسیار مناسب است.

در این تحقیق، در گیرنده‌ی سیستم مخابراتی، از یک وامدوله‌کننده‌ی کلاسیک استفاده شده است. در تحقیق آتی، به جای این وامدوله‌کننده از یک وامدوله‌کننده‌ی مبتنی بر شبکه‌ی عصبی استفاده خواهد شد تا تأثیر آن بر سرعت تخمین و کارایی سیستم برآورد شود.

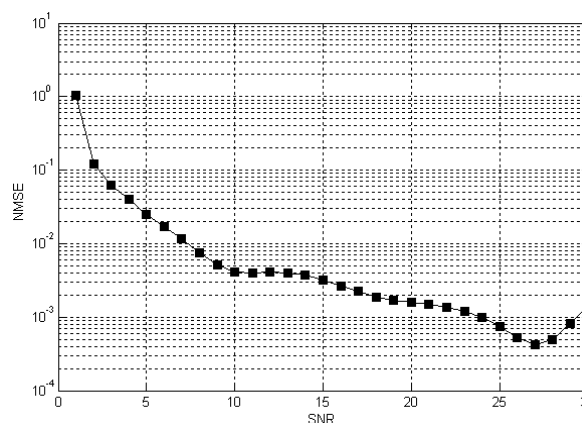
نمودار مشخص است که سیستم برای مقادیر SNR بزرگ‌تر از ۷dB کاملاً مناسب عمل می‌کند. هر چه مقدار SNR کانال افزایش پیدا می‌کند، خطای تخمین‌گر نیز کوچک و کوچک‌تر می‌شود، تا آنجا که در محدوده‌ی ۳۰dB-۲۰dB به کمتر از ۰/۰۰۱ می‌رسد.



شکل ۴- پاسخ سیستم به ۳۰ بسته از داده‌های آزمون با شرایط متفاوت از لحاظ SNR(dB)



شکل ۵- پاسخ سیستم به ۲۱ بسته از داده‌های آزمون با شرایط متفاوت از لحاظ حالت اولیه (SNR=25 dB)



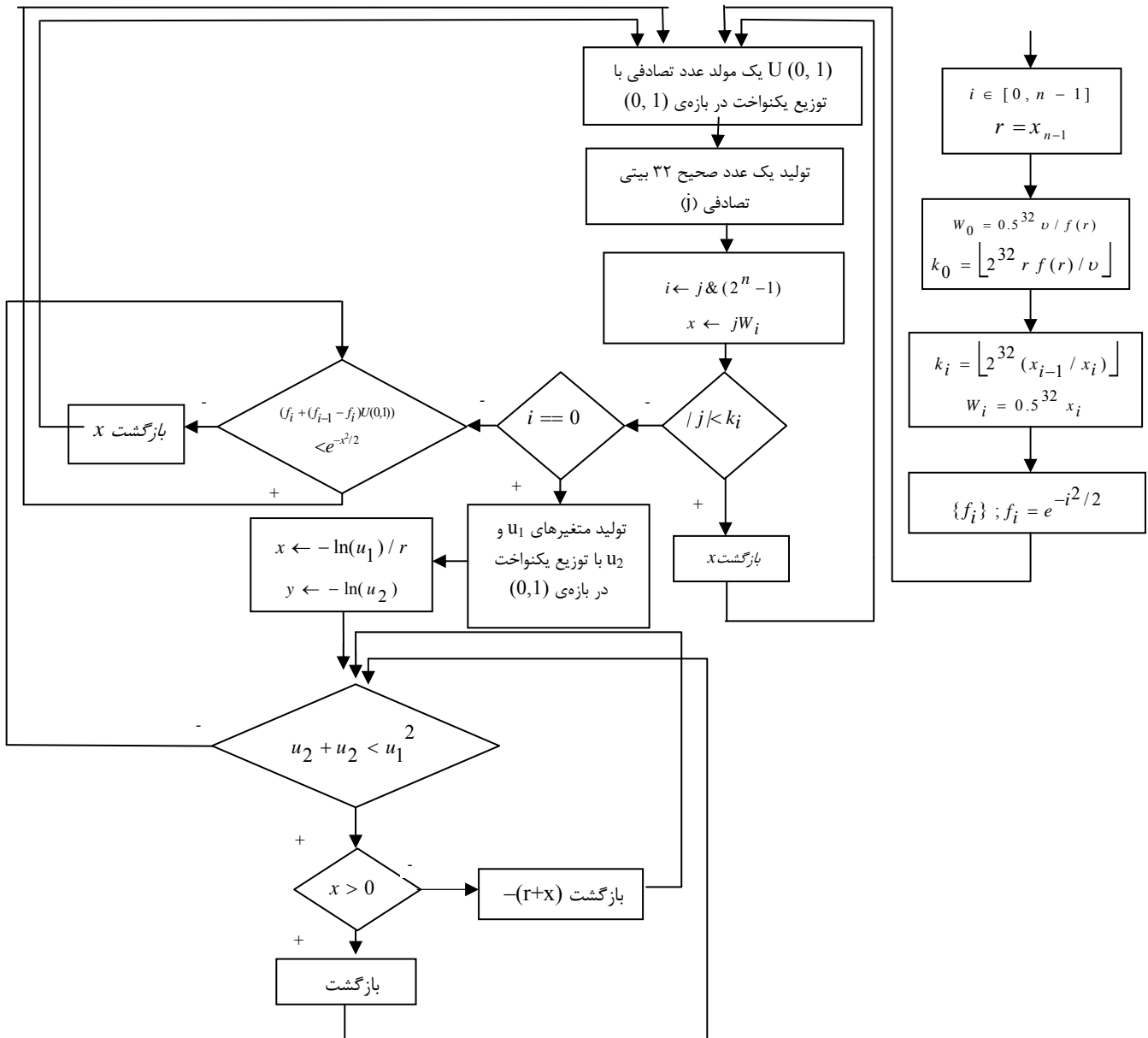
شکل ۶- میانگین مربع خطای بهنجار (NMSE) برحسب مقادیر SNR، به ازای  $N_t=1260$  تخمین در هر SNR

جدول ۱- مقایسه‌ی روش پیشنهادی با چهار روش کلاسیک تخمین SNR [۸،۱۳]

پیچیدگی	NMSE			تخمین‌گر
	متوسط و بزرگ SNR		SNR کوچک	
	$20 \text{ dB} \leq \text{SNR} < 30 \text{ dB}$	$10 \text{ dB} \leq \text{SNR} < 20 \text{ dB}$	$\text{SNR} < 10 \text{ dB}$	
کم تا متوسط	$> 0.002$	$> 0.0025$	$> 0.005$	ML-TxDA
کم تا متوسط	$> 0.002$	$> 0.002$	$> 0.003$	$M_2M_4$
کم	$> 0.002$	$> 0.002$	$> 0.002$	SNV-RxDA
کم تا متوسط	$> 0.003$	$> 0.003$	$> 0.005$	SVR
کم	$> 0.0004$	$> 0.0015$	$> 0.004$	پیشنهادی TD-RBF -RxDA

### ۷- پیوست

#### روندنامای الگوریتم زیگورات



- [13] D. R. Pauluzzi, N. C. Beaulieu; **“A Comparison of SNR Estimation Techniques in the AWGN Channel”**, Proc. IEEE Pacific Rim Conf. on Communications, Computers and Signal Processing, pp. 36-39, 1995.

### ۹- پی‌نوشت‌ها

- 1- Link adaptation
- 2- Adaptive Modulation & Coding
- 3- Signal-to-Noise Ratio
- 4- Maximum-Likelihood
- 5- Squared Signal-to-Noise Variance
- 6- Second- and Fourth-Order Moments
- 7- Signal-to-Variation Ratio
- 8- Transmitted Data-Aided
- 9- Radial Basis Function
- 10- Bit Error Rate
- 11- Received Data-Aided
- 12- Rival
- 13- Supervised
- 14- Least Mean Square
- 15- Additive White Gaussian Noise
- 16- Initial state
- 17- Ziggurat algorithm
- 18- Flowchart
- 19- Demodulator
- 20- Preprocessor
- 21- Early stopping method
- 22- Normalized Mean Squared Error

### ۸- مراجع

- [1] L. Hanzo, J. S. Bologh; 3G, HSDPA, HSUPA and FDD versus TDD Networking: Smart Antennas and Adaptive Modulation, Wiley and IEEE Press, 2008.
- [۲] شیخان، منصور؛ کلانتری، محمداسماعیل؛ **“متعادل‌کننده عصبی جهت مقابله با اعوجاج غیرخطی در سیستم‌های مخابراتی”**، مجموعه مقالات کنفرانس بین‌المللی سیستم‌های هوشمند و شناختی: سمپوزیوم شبکه‌های عصبی، صفحات ۴۴-۴۰، ۱۳۷۵.
- [3] W. Liu, L. Lie, L. Hanzo; **“Recurrent Neural Network Based Narrowband Channel Prediction”**, Proc. IEEE 63rd Vehicular Technology Conf., pp. 2173-2177, 2006.
- [4] N. Yuanfei, G. Jianhua, W. Yong; **“Iterative SNR Estimation Using A Priori Information”**, Digital Signal Processing, 19, pp. 278-286, 2009.
- [5] S. C. Sekhar, T. V. Sreenivas; **“Signal-to-Noise Ratio Estimation Using Higher-Order Moments”**, Signal Processing, 86, pp. 716-732, 2006.
- [6] O. H. Tekbas; **“Blind SNR Estimation for Limited Time Series”**, Chaos, Solitons and Fractals, 33, pp. 1497-1504, 2007.
- [7] N. S. Kamel, V. Jeoti; **“A Linear Prediction Based Estimation of Signal-to-Noise Ratio in AWGN Channel”**, ETRI Journal, 29, pp. 607-613, 2007.
- [8] [8] D. R. Pauluzzi, N. C. Beaulieu; **“A Comparison of SNR Estimation Techniques for the AWGN Channel”**; IEEE Transactions on Communications, 48, pp. 1681-1691, 2000.
- [9] J. Proakis; **Digital Communications**, McGraw-Hill, 4th Edition, 2000.
- [10] S. Haykin; **Neural Networks: A Comprehensive Foundation**, Prentice Hall; 2nd edition, 1998.
- [11] G. Marsaglia, W. W. Tsang; **“The Ziggurat Method for Generating Random Variables”**, Journal of Statistical Software, 5, pp. 1-7, 2000.
- [12] L. Zhang, V. Guanglie, P. H. W. Dong-U Lee, J. D. Cheung, W. Luk; **“Ziggurat-Based Hardware Gaussian Random Number Generator”**, Proc. IEEE Int. Conf. on Field Programmable Logic and Applic., pp. 275- 280, 2005.