



## A Low Complexity Near-Optimal Detector Based on Teaching-Learning Algorithm for Massive MIMO

Hamid AmiriAra<sup>1</sup> and Mohamadreza Zahabi<sup>2</sup>

1. MSc. Electrical Engineering, Sharif University of Technology, Tehran, Iran. Email: [hamid.amiriara@sharif.edu](mailto:hamid.amiriara@sharif.edu)
2. Corresponding author, Assistance Prof. Electrical and Computer Engineering, Babol Noshirvani University of Technology, Babol, Iran. Email: [zahabi@nit.ac.ir](mailto:zahabi@nit.ac.ir)

Article Info	ABSTRACT
<p><b>Article type:</b> Research Article</p> <p><b>Article history:</b> Received 2023 July 23 Received in revised form 2023 October 23 Accepted 2023 December 20 Published online 2024 March 15</p> <p><b>Keywords:</b> 5G wireless communication, Detection algorithm, Massive Multi Input Multi Output, Teaching-Learning based optimization.</p>	<p>The present article is devoted to modeling and solving a two-objective problem of stable arrangement of facilities under conditions of uncertainty with the Neutrosophic fuzzy programming method. The main goal of this model is to reduce the total cost of the regular layout and increase the number of equipment used in each part of the hall. Therefore, due to the non-determinism of the mathematical model, the robust fuzzy method has been used to control the non-deterministic parameters of the problem. The calculation results from solving the issue show that due to the contradiction in the objective functions, the total costs increase with the increased number of used equipment. Also, the results show that with the increase in the uncertainty rate due to the rise in the material transfer flow, the costs related to transportation have increased. On the other hand, a lower level of equipment has been used to balance the costs and the level of equipment. On the other hand, in the analysis of the changes in the width of the hall, it was observed that the number of sections of the hall increased and the distances between the departments increased with the decrease in the width of the hall. Therefore, the costs of material flow have also increased. With the increase in galleries, the amount of equipment allocated to all departments has also increased.</p>
<p><b>Cite this article:</b> AmiriAra, H. &amp; Zahabi, M. (2023). A Low Complexity Near-Optimal Detector Based on Teaching-Learning Algorithm for Massive MIMO. <i>Engineering Management and Soft Computing</i>, 9 (2). 35-49. DOI: <a href="https://doi.org/">https://doi.org/</a></p>	
	<p>© The Author(s) DOI: <a href="https://doi.org/">https://doi.org/</a></p>
<p><b>Publisher:</b> University of Qom</p>	

## آشکارساز نزدیک به بهینه با پیچیدگی کم مبتنی بر الگوریتم آموزش-یادگیری برای سیستم چند آنتنه انبوه

حمید امیری آرا<sup>۱</sup> و محمدرضا ذهابی<sup>۲</sup>

۱. دانشجوی دکتری، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ایران. رایانامه: [hamid.amiriara@sharif.edu](mailto:hamid.amiriara@sharif.edu)  
۲. نویسنده مسئول، استادیار، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل، بابل، ایران. رایانامه: [zahabi@nit.ac.ir](mailto:zahabi@nit.ac.ir)

اطلاعات مقاله	چکیده
<b>نوع مقاله:</b> مقاله پژوهشی	با وجود مزایای فناوری چند آنتنه انبوه، الگوریتم‌های آشکارساز سنتی چند آنتنه برای سیستم‌ها با آنتن‌های مقیاس بزرگ مناسب نیستند و به کارگیری این فناوری مستلزم افزایش چشمگیر هزینه‌های محاسباتی می‌باشد. در این مقاله، یک گیرنده با پیچیدگی کم با استفاده از الگوریتم فراابتکاری آموزش-یادگیری (TLBO) برای سیستم چند آنتنه انبوه طراحی می‌گردد. الگوریتم TLBO به عنوان یکی از روش‌های پیشرفته هوش جمعی، برای مسئله بهینه‌سازی عددی با مقیاس بزرگ بسیار کاربردی است؛ بنابراین، ما از این روش برای جستجوی بردار راه حل بهینه در فضای مدولاسیون استفاده می‌کنیم. به جهت اثبات صحت و کارایی آشکارساز پیشنهادی شبیه‌سازی سیستم با ابعاد متفاوتی از $64 \times 64$ تا $1024 \times 1024$ انجام گردید. آشکارساز TLBO پیشنهادی در مدت زمان محدود، به میزان خطای بیت نزدیک به $10^{-5}$ در نسبت متوسط سیگنال به نویز دریافتی ۱۲ دسی‌بل دست می‌یابد که تقریباً برابر با عملکرد خطای بیت آشکارساز بهینه، درست‌نمایی بیشینه، است. در نتیجه آشکارساز پیشنهادی برای به کارگیری در سیستم‌های چند آنتنه انبوه بسیار کارا می‌باشد.
<b>تاریخ دریافت:</b> ۱۴۰۲/۰۵/۰۱	
<b>تاریخ بازنگری:</b> ۱۴۰۲/۰۷/۲۸	
<b>تاریخ پذیرش:</b> ۱۴۰۲/۰۹/۲۹	
<b>تاریخ انتشار:</b> ۱۴۰۲/۱۲/۲۵	
<b>کلیدواژه‌ها:</b> الگوریتم آشکارسازی، ارتباطات بی‌سیم نسل ۵، بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش-یادگیری، سیستم چند ورودی چند خروجی انبوه.	

**استناد:** امیری آرا، حمید و ذهابی، محمدرضا. (۱۴۰۲). «آشکارساز نزدیک به بهینه با پیچیدگی کم مبتنی بر الگوریتم آموزش-یادگیری برای سیستم چند آنتنه انبوه». *مدیریت مهندسی و رایانش نرم*، دوره ۹ (۲). صص: ۴۹-۳۵. <https://doi.org/>



## ۱) مقدمه

سیستم‌های چند ورودی و چند خروجی (MIMO)<sup>۲۰</sup> انبوه<sup>۲۱</sup> یکی از تکنولوژی‌های کلیدی ولی چالش‌برانگیز در مخابرات نسل پنجم (5G) می‌باشد [۱]. به علت افزایش تعداد آنتن‌های در سیستم‌های MIMO انبوه مزایای بسیاری در این سیستم‌ها مهیا می‌گردد که از این مزایا می‌توان به بازده بیشتر انرژی، افزایش بازدهی طیف، کاهش شدید اثرات مخرب کانال و مقاومت بیشتر در مقابل تداخل نام برد [۲]، [۳]. اگر چه MIMO انبوه در مقایسه با MIMO سنتی مزایای بسیاری به ارمغان می‌آورد، اما هنوز هم برخی از مشکلات فنی برای غلبه در تحقیقات آینده وجود دارد که یکی از مهم‌ترین آن‌ها طراحی الگوریتم آشکارساز<sup>۲۲</sup> کارآمد برای MIMO انبوه است.

## ۲) پیشینه پژوهش

### ۱-۲) الف. آشکارسازهای MIMO سنتی

هنگامی که تعداد آنتن به تعداد زیادی افزایش می‌یابد، الگوریتم‌های آشکارسازهای سنتی، دارای عملکرد ضعیف و پیچیدگی محاسباتی بالا هستند. در نتیجه این روش‌ها برای اینکه به طور مستقیم در سیستم MIMO انبوه بکار گرفته شوند، مناسب نیستند؛ بنابراین بهبود الگوریتم آشکارساز MIMO سنتی به جهت عملکرد بهینه با پیچیدگی محاسباتی پایین، مهم و ضروری می‌باشد. در الگوریتم‌های آشکارسازی MIMO سنتی [۴]، الگوریتم آشکارسازی بیشینه درست‌نمایی<sup>۲۳</sup> (ML) دارای عملکرد بهینه است [۵]. با این حال، پیچیدگی محاسباتی متناسب با تعداد نقاط خوشه<sup>۲۴</sup> (M)، برابر با  $O(M^{N_T})$  است. با توجه به رابطه، پیچیدگی محاسباتی این روش برای مدولاسیون از مرتبه M با تعداد آنتن‌های فرستنده ( $N_T$ ) به صورت نمایی افزایش می‌یابد و این میزان زمانی که تعداد آنتن در سیستم MIMO انبوه صدها و هزاران عدد می‌باشد، بسیار زیاد است. با قید پیچیدگی چندجمله‌ای محدود، روش ML قادر به دستیابی به عملکرد بهینه نمی‌باشد، در نتیجه الگوریتم آشکارسازی ML برای سیستم MIMO انبوه مناسب نیست. الگوریتم رمزگشایی کره<sup>۲۵</sup> تقریباً به عملکرد الگوریتم آشکارسازی ML با پیچیدگی محاسباتی نسبتاً کمتر دست پیدا می‌کند [۶] و همچنین به طور گسترده روش‌های مختلفی در مراجع مختلف مانند [۷] و [۸] جهت کاهش پیچیدگی الگوریتم ML در سیستم MIMO پیشنهاد گردیده، اما پیچیدگی محاسباتی آن‌ها هنوز بیش از حد بالا است و برای به کارگیری در سیستم MIMO انبوه مناسب نمی‌باشد.

الگوریتم‌های خطی آشکارسازی MIMO مانند اجبار به صفر<sup>۲۶</sup> (ZF) و یا میانگین مربعات خطای کمینه<sup>۲۷</sup> (MMSE) دارای پیچیدگی محاسباتی پایین‌تر در درجه چندجمله‌ای از مرتبه تعداد آنتن‌ها هستند. البته در اینجا نیز زمانی که تعداد آنتن‌ها بسیار افزایش می‌یابد، پیچیدگی محاسباتی باز هم در سطح بالایی قرار خواهد گرفت و عملکرد نسبتاً تضعیف می‌گردد. در نتیجه الگوریتم آشکارسازی MMSE نیاز به بهبود در سیستم MIMO انبوه دارد.

20. Multi Input Multi Output

21. Massive

22. Detection Algorithm

23. Maximum Likelihood

24. Constellation

25. Sphere decoding algorithm

26. Zero Forcing

27. Minimum Mean Square Error

عملکرد الگوریتم‌های آشکارسازی MIMO معمولاً با استفاده از متعامدسازی از ماتریس کانال، مانند روش آشکارسازی LRA<sup>۲۸</sup> قابلیت ارتقا می‌یابد [۹]. اصل متعامدسازی در الگوریتم آشکارسازی LRA بر اساس تعریف ماتریس متعامد با ابعاد کوچک است [۱۰]. هنگامی که ابعاد ماتریس کانال فراتر از محدوده تعریف، بزرگ گردد، به تبع آن از کارایی الگوریتم آشکارسازی LRA در کاهش پیچیدگی محاسباتی و یا بهبود عملکرد در سیگنال به نویزهای<sup>۲۹</sup> (SNR) پایین کاسته خواهد شد. در نتیجه روش‌های یافته آشکارسازهای MIMO سنتی، در سیستم‌های MIMO انبوه کارآمد نیستند.

## ۲-۲) ب. آشکارسازهای MIMO انبوه

طبق بررسی الگوریتم‌های آشکارسازی MIMO انبوه در مرجع [۴]، مهم‌ترین الگوریتم‌های آشکارسازی برای سیستم MIMO انبوه را در ادامه بیان خواهیم نمود.

روش‌های جستجوی درست‌نمایی صعودی<sup>۳۰</sup> [۱۱]، [۱۲] و جستجوی واکنشی<sup>۳۱</sup> tabu (RTS) [۱۳]، الگوریتم‌های آشکارسازی بر اساس جستجوی محلی هستند. همچنین روش‌های محاسبات ارتباط داده احتمالاتی که در مرجع [۱۴] ارائه شده است، به عنوان آشکارسازهای MIMO با پیچیدگی کم استفاده می‌شوند.

روش BP<sup>۳۲</sup> [۱۵]، روش تصادفی مارکوف<sup>۳۳</sup> [۱۶]، روش گراف<sup>۳۴</sup> [۱۷] و روش تقریب درخت گاوسی<sup>۳۵</sup> [۱۸] ارائه شده‌اند که این الگوریتم‌های آشکارسازی بر پایه مدل‌های گرافیکی معرفی گردیدند. همچنین زنجیره مارکوف مونت کارلو در مرجع [۱۹] نیز برای آشکارسازی MIMO ارائه شده است.

روش مبتنی بر الگوریتم ژنتیک<sup>۳۶</sup> [۲۰]، الگوریتم مبتنی بر بهینه‌سازی کلونی مورچگان<sup>۳۷</sup> [۲۱]، الگوریتم مبتنی بر بهینه‌سازی ازدحام ذرات<sup>۳۸</sup> [۲۲] و از این دست گیرنده‌ها ارائه شده که این الگوریتم‌های آشکارسازی بر پایه روش‌های فراابتکاری مبتنی بر هوش جمعی است.

## ۲-۳) الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش-یادگیری

الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر آموزش-یادگیری<sup>۳۹</sup> (TLBO)، یک روش کارآمد می‌باشد که برای اولین بار توسط آقای راثو و همکارانش معرفی شد [۲۳]. این روش نیز مشابه سایر تکنیک‌های بهینه‌سازی فراابتکاری یک الگوریتم برگرفته از طبیعت است و بر اساس تأثیر یک معلم روی یادگیری کلاس کار می‌کند. این الگوریتم از یک جمعیتی از جواب‌ها برای دستیابی به جواب کلی استفاده می‌نماید. یکی از مهم‌ترین ویژگی‌های این الگوریتم، عدم وابستگی به پارامترها است، چرا

28. Lattice Reduction Aided

29. Signal to noise ratio

30. Likelihood Ascent Search

31. Reactive Tabu Search

32. Belief propagation

33. Markov random fields

34. Factor graph

35. Gaussian tree approximation

36. Genetic algorithm

37. Ant colony optimization

38. Particle swarm optimization

39. Teaching-Learning Based Optimization

که این الگوریتم، کمترین تعداد پارامتر ممکن را دارد و از این نظر، می‌تواند یک امتیاز ویژه را داشته باشد. علاوه بر آن، الگوریتم بهینه‌سازی TLBO برای مسائل با مقیاس بزرگ (مانند مسئله آشکارسازی در MIMO انبوه با تعداد آنتن زیاد) بسیار کارآمد است. در این مقاله، ما این الگوریتم را برای جستجوی بردار جواب بهینه، در مجموعه سمبل‌های مدولاسیون به کار خواهیم برد و یک الگوریتم آشکارسازی کارآمد با پیچیدگی کم بر پایه TLBO برای سیستم‌های MIMO انبوه پیشنهاد می‌دهیم.

## ۲-۴) دستاوردها

دستاوردهای ما در این مقاله را می‌توان به شرح زیر خلاصه نمود: ۱- مدل‌سازی مسئله آشکارسازی MIMO انبوه به صورت یک مسئله حقیقی برای حل آن با استفاده از الگوریتم‌های محاسبات نرم، ۲- پیشنهاد الگوریتم آشکارساز MIMO انبوه بر پایه الگوریتم کارای TLBO، ۳- ارزیابی احتمال خطای آشکارساز پیشنهادی و مقایسه آن با آشکارساز ایده‌آل و آشکارساز MMSE در سیگنال‌های نویزهای مختلف، ۴- محاسبه نرخ همگرایی الگوریتم پیشنهادی در سیگنال‌های نویزهای مختلف، ۵- بررسی اثر تعداد آنتن بر پیچیدگی محاسباتی و زمان اجرای الگوریتم پیشنهادی و مقایسه آن با الگوریتم‌های سنتی.

## ۲-۵) ساختار

در ادامه مقاله به صورت زیر سازمان‌دهی می‌شود:

- بخش دوم مدل سیستم را معرفی می‌کند.
- در بخش سوم، الگوریتم آشکارسازی مبتنی بر TLBO برای سیستم‌های چندآنتنه انبوه ارائه گردید.
- نتایج و بررسی آن‌ها در بخش چهارم قرار داده شده است.
- در نهایت، بخش ششم شامل نتیجه‌گیری این مقاله و پیشنهاد برای ادامه کار است.

## ۳) مدل سیستم

به علت ساختار ساده و بازدهی طیفی بالا، سیستم VBLAST<sup>۴۰</sup> همواره برای سیستم‌های MIMO استفاده می‌گردد [۲۴]. در این مقاله نیز از سیستم VBLAST به عنوان مدل سیستم MIMO انبوه به کار گرفته شده است که در شکل ۱ نشان داده شده است.

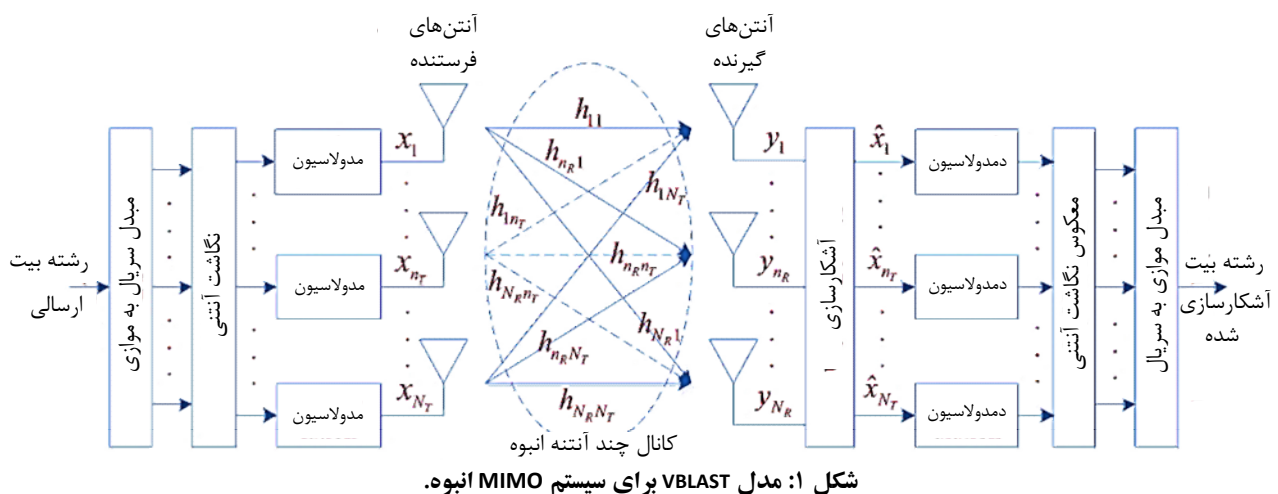
معمولاً تعداد بسیار زیادی آنتن در سیستم MIMO انبوه وجود دارد. در این مقاله تعداد آنتن‌های فرستنده را با  $N_T$  و تعداد آنتن‌های گیرنده با  $N_R$  مشخص می‌کنیم، که هر دو مقدار  $N_R$  و  $N_T$  اعداد طبیعی بزرگی هستند. فرستنده، جریان بیت ارسالی سری را به موازی (S/P) تبدیل می‌کند، جریان بیت به  $N_T$  جریان موازی تبدیل می‌شود و هر جریان به طور مستقیم به آنتن مربوطه منتقل می‌شود. پس از مدولاسیون، هر جریان داده بر اساس نوع مدولاسیون سیگنال از بیت به سمبل تبدیل می‌شود. در این مقاله، ما از مدولاسیون دامنه تریبلی  $M^{۴۱}$  سطحی (M-QAM) استفاده می‌نماییم [۲۵]، که در آن  $M$  نشان دهنده مرتبه مدولاسیون است و الفبای مختلط آن به صورت  $\mathbb{S} = A + jB$  قابل نمایش است که در آن  $A$  و  $B$  مقادیر

40. Vertical Bell Layered Space-Time

41. Quadrature Amplitude Modulation

مشخصی از مجموعه  $[-(\sqrt{M}-1), \dots, -1, 1, \dots, (\sqrt{M}-1)]$  را  $A, B$  به خود می‌گیرند. سمبل  $x_{n_T} \in \mathbb{S}$  که با یک عدد مختلط مشخص می‌شود از آنتن  $n_T$ -ام فرستنده،  $1 \leq n_T \leq N_T$ ، ارسال می‌گردد. تمام سمبل‌های ارسالی با یک بردار مختلط  $1 \times N_T$  بعدی  $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_{n_T}, \dots, x_{N_T}]^T \in \mathbb{C}^{N_T \times 1}$  بردار سمبل  $\mathbf{x}$  به‌طور هم‌زمان به کانال MIMO انبوه فرستاده می‌شود. ماتریس کانال یک ماتریس مختلط  $N_R \times N_T$  بعدی است که با  $\mathbf{H} \in \mathbb{C}^{N_R \times N_T}$  مشخص شده است. درایه‌های ماتریس کانال به صورت:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & \dots & h_{1N_T} \\ h_{21} & h_{22} & \dots & h_{2N_T} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{N_R1} & h_{N_R2} & \dots & h_{N_R N_T} \end{bmatrix} \quad (۱)$$



قابل نمایش است، که در آن  $h_{n_R n_T}$  نشان دهنده ضریب کانال از آنتن  $n_T$ -ام فرستنده به آنتن  $n_R$ -ام گیرنده ( $1 \leq n_R \leq N_R$ ) است که یک عدد مختلط با توزیع تصادفی گاوسی با میانگین صفر و واریانس واحد یعنی  $h_{n_R n_T} \sim CN(0,1)$  می‌باشد. در این مقاله کانال با محوشوندگی تخت در نظر گرفته شده است، به این معنی که ورودی‌های کانال در طول فریم غیرقابل تغییر است و به‌طور مستقل از فریم به فریم دیگر تغییر می‌کنند. همچنین در این مقاله فرض می‌شود که اطلاعات کانال در گیرنده شناخته شده است.

پس از انتشار از طریق کانال MIMO انبوه، سیگنال زیر توسط آنتن‌های گیرنده دریافت می‌شود،

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{n} \quad (۲)$$

که در آن سیگنال دریافت شده یک بردار مختلط با طول  $N_R$  است که به صورت  $\mathbf{y} = [y_1, \dots, y_{N_R}]^T \in \mathbb{C}^{N_R \times 1}$  قابل نمایش است و در آن  $y_{n_R}$  عدد مختلط سمبل دریافت شده توسط آنتن  $n_R$ -ام گیرنده است. همچنین  $\mathbf{n} = [n_1, \dots, n_{n_R}, \dots, n_{N_R}]^T \in \mathbb{C}^{N_R \times 1}$  بردار  $N_R \times 1$  نویز سفید گوسی جمع شونده (AWGN) می‌باشد بصورتی که  $E\{\mathbf{n}\mathbf{n}^H\} = \sigma^2 \mathbf{I}_{N_R}$  و میانگین واریانس نویز در هر آنتن گیرنده است، و  $\mathbf{I}_{N_R}$  یک ماتریس قطری یکانی با ابعاد  $N_R \times N_R$  است.

پس از آشکارسازی سیگنال، که از مهم‌ترین هدف این مقاله است، مقدار سمبل‌های ارسالی، دریافت شد تخمین زده می‌شوند. نتیجه آشکارسازی یک بردار مختلط با طول  $N_T$  است که آن را با  $\hat{\mathbf{x}} = [\hat{x}_1, \dots, \hat{x}_{N_T}]^T \in \mathbb{C}^{N_T \times 1}$  مشخص می‌نماییم و عنصر  $\hat{x}_{n_T}$  مقدار تخمین زده شده سمبل ارسالی  $x_{n_T}$  می‌باشد. با توجه به سمبل‌های مدولاسیون  $\mathcal{S}$  سمبل‌های آشکارسازی شده به بیت تبدیل می‌شوند. پس از تبدیل موازی به سریال (P/S)، این رشته بیت‌های موازی به یک رشته بیت داده آشکارسازی شده تبدیل می‌شوند. هدف الگوریتم آشکارسازی برای سیستم MIMO انبوه، عملکرد بهینه میزان خطای بیت<sup>۴۲</sup> (BER) در زمان پیچیدگی چندجمله‌ای است.

#### ۴) الگوریتم آشکارسازی مبتنی بر TLBO

مسئله جستجو بردار راه حل بهینه در فضای مدولاسیون در مدت زمان پیچیدگی چندجمله‌ای برای سیستم MIMO انبوه، یک مسئله بهینه‌سازی عددی مقید محسوب می‌شود. به عنوان روش بهینه‌سازی هوش جمعی، تجربه عملی ما از مجموعه وسیعی از گزینه‌ها نشان داده که الگوریتم TLBO یکی از کاراترین روش برای حل آن است [۲۶]، [۲۷]. در این مقاله، الگوریتم آشکارسازی TLBO پیشنهاد شده است و عملکرد BER تقریباً بهینه را با مدت زمان محاسباتی مناسب برای سیستم MIMO انبوه به دست می‌آورد.

#### ۴-۱) معرفی الگوریتم TLBO

این الگوریتم بر اساس تأثیر یک معلم روی خروجی دانش‌آموزان در یک کلاس می‌باشد و به‌طور کلی در یک کلاس، معلم فردی تعیین می‌شود که در سطح بالاتری نسبت به بقیه دانش‌آموزان باشد و بتواند دانش‌آموزان را در دانش خود سهیم نماید. در هر مرحله ممکن است معلم تغییر نماید، در هر مرحله، معلم کسی است که بهترین فرد کلاس باشد یعنی بهترین مقدار تابع هدف را داشته باشد. در این الگوریتم از فرآیند آموزش و یادگیری کلاس درس الهام گرفته شده است، که آن را می‌توان به دو فاز تقسیم نمود:

فاز آموزش: در این فاز، معلم سعی  $(x_{teacher})$  می‌کند تا میانگین کلاس (*Mean*) را به سطح خود برساند و سطح دانش‌آموزان در این مرحله به سمت معلم تغییر می‌نماید، بنابراین رابطه ریاضی برای فاز آموزش بدین صورت مدل خواهد شد:

$$x_{new} = x_{old} + (x_{teacher} - Mean) \quad (۳)$$

این رابطه یک حالت ایده‌آل می‌باشد، در ادامه به جهت ایجاد تنوع جمعیتی دو ضریب تصادفی به رابطه بالا اضافه خواهیم نمود:

$$x_{new} = x_{old} + r(x_{teacher} - T_f Mean) \quad (۴)$$

که در آن  $r$  یک بردار تصادفی بین صفر و یک بوده که میزان موفقیت یک دانش‌آموز در درک مطالب یاد داده شده توسط معلم را نشان می‌دهد. بدین صورت که اگر  $r$  برابر صفر باشد یعنی دانش‌آموز از مطالبی که معلم به او آموزش داده

چیزی یاد نگرفته است و اگر  $r$  برابر یک باشد یعنی تمام مطالب معلم را فرا گرفته است. همچنین  $T_f$  یا ضریب معلم  $^{۴۳}$  نشان دهنده ضریب موفقیت معلم می باشد که  $T_f \in \{1, 2\}$  می باشد. اگر ضریب معلم یک باشد، یک یادگیری با شتاب معمولی را خواهیم داشت ولی اگر این ضریب ۲ باشد شتاب یادگیری بیشتر خواهد گشت. این فرآیند بدین صورت ادامه خواهد داشت تا جمعیت بهتر شود و به عنوان فاز اول الگوریتم مطرح می شود.

**فاز یادگیری:** این فاز بعد از فاز آموزش اجرا می شود که در آن دانش آموزان می توانند از یکدیگر نیز آموزش ببینند و بر روی یکدیگر تأثیر بگذارند، این تعامل باعث می شود که سطوح دانش آموزان ارتقاء پیدا نماید. در این فاز دو دانش آموز به طور تصادفی از بین جمعیت انتخاب خواهند شد که در آن دانش آموز اول، یعنی  $x_i$  می خواهد از دانش آموز دوم، یعنی  $x_j$  آموزش ببیند. بسته به میزان نمره این دو دانش آموز دو حالت برای اثرپذیری این دانش آموزان به وجود خواهد آمد: در حالت اول یک دانش آموز ضعیف ( $x_i$ ) می خواهد از یک دانش آموز با نمرات بهتر ( $x_j$ ) آموزش ببیند در نتیجه بهترین حالت این است که سطح دانش آموز  $x_i$  دقیقاً برابر  $x_j$  گردد، که در این صورت رابطه ریاضی برای این حالت عبارت خواهد شد با  $x_i^{new} = x_j$  یا:

$$x_i^{new} = x_i + (x_j - x_i) \quad (5)$$

مشابه فاز آموزش به منظور افزایش تنوع جمعیتی به این رابطه یک ضریب تصادفی اضافه می نمایم:

$$x_i^{new} = x_i + (x_j - x_i) \quad (6)$$

که در این رابطه  $r$  یک بردار تصادفی بین صفر و یک بوده که میزان موفقیت دانش آموز  $x_i$  در درک مطالب یاد داده شده توسط دانش آموز  $x_j$  را نشان می دهد.

در حالت دوم دانش آموز در حال یادگیری، یعنی  $x_i$  از دانش آموز در حال آموزش، یعنی  $x_j$  دارای نمرات بهتری می باشد. بدین منظور برای بهبود موقعیت  $x_i$  باید تا جای ممکن از  $x_j$  فاصله بگیرد و به اندازه طول گام یعنی  $(x_i - x_j)$  از آن فاصله می گیرد. رابطه ریاضی برای این حالت به صورت زیر خواهد بود:

$$x_i^{new} = x_i + r(x_i - x_j) \quad (7)$$

که در این رابطه نیز  $r$  یک بردار تصادفی بین صفر و یک است.

#### ۴-۲) الگوریتم آشکارساز TLBO پیشنهادی برای سیستم های MIMO انبوه

در این مقاله، الگوریتم آشکارساز TLBO برای MIMO انبوه پیشنهاد شده است. همان طور که در بخش قبل بیان شد فضای جستجوی الگوریتم بهینه سازی TLBO در دامنه حقیقی است. از این رو، کانال مختلط  $H \in \mathbb{C}^{N_R \times N_T}$  را به یک ماتریس حقیقی  $H_r \in \mathbb{R}^{N \times N}$  با ابعاد  $N \times N$  بسط می دهیم، که در آن  $N = 2N_T = 2N_R$ .

$$x_i^{new} = x_i + (x_j - x_i) \quad (8)$$

بردار مختلط سیگنال دریافتی  $y$  و بردار سیگنال ارسالی  $x$  را نیز به صورت یک بردار حقیقی با طول  $N \times 1$   $x_r \in \mathbb{R}^{N \times 1}$ ،  $y_r \in \mathbb{R}^{N \times 1}$  بسط می دهیم.



$$y_r \triangleq \begin{bmatrix} Re(Y) \\ Im(Y) \end{bmatrix}, x_r \triangleq \begin{bmatrix} Re(x) \\ Im(x) \end{bmatrix} \quad (9)$$

بردار نویز  $n$  نیز برحسب یک بردار حقیقی با طول  $N$ ،  $n \in \mathbb{R}^{N \times 1}$  به صورت زیر بسط می‌یابد.

$$n_r \triangleq \begin{bmatrix} Re(n) \\ Im(n) \end{bmatrix} \quad (10)$$

تناظر بین آشکارسازی در سیستم MIMO انبوه و الگوریتم TLBO در جدول ۱ نشان داده شده است.

جدول ۱: تناظر بین آشکارسازی در سیستم MIMO انبوه و الگوریتم TLBO.

آشکارساز MIMO انبوه	الگوریتم آموزش و یادگیری
بردار جواب $\hat{x}$	نمره دانش آموز
تابع هدف $F(\hat{x})$	معدل دانش آموز
سمبل‌های مدولاسیون	محدوده نمره دانش آموز

بردار جواب  $\hat{x}$  معادل نمرات یک دانش آموز است. بر اساس معیار ML، تابع هدف مسئله بهینه‌سازی را به صورت

$$F(\hat{x}) = -\|y - H\hat{x}\|^2 = -y^H y + 2y^H H\hat{x} - \hat{x}^H H^H H\hat{x} \quad (11)$$

معرفی می‌نماییم. از آنجایی که جمله اول (یعنی:  $y^H y$ ) نسبت به  $x$  ثابت است، در بهینه‌سازی می‌توان از آن صرف نظر نمود. در نتیجه تابع هدف را می‌توان به صورت

$$F(\hat{x}) = 2y^H H\hat{x} - \hat{x}^H H^H H\hat{x} \quad (12)$$

بازنویسی نمود. مقدار تابع  $F(\hat{x})$  در رابطه (۱۲) معادل معدل هر دانش آموز است. مجموعه حقیقی مدولاسیون  $\mathbb{A} = [-(\sqrt{M}-1), \dots, -1, 1, \dots, (\sqrt{M}-1)]$  معادل با فضای جستجویی است که دانش آموز به دنبال بالاترین معدل می‌گردد. الگوریتم آشکارسازی به دنبال بردار جواب بهینه مطلوب  $\hat{x}_{opt}$  در مجموعه حقیقی مدولاسیون  $\mathbb{A}$  برای به حداکثر رساندن مقدار تابع هدف  $F(\hat{x})$  مطابق با رابطه

$$\hat{x}_{opt} = \underset{\hat{x}}{\operatorname{argmax}} F(\hat{x}) \quad (13)$$

$$\hat{x} \in [-(\sqrt{M}-1), \dots, -1, 1, \dots, (\sqrt{M}-1)]$$

می‌باشد. حداکثر مقدار تابع معادل با بالاترین معدل است. روش جستجو برای بردار راه حل بهینه مطلوب معادل فرآیند معلم و دانش آموزان است که به دنبال بالا بردن معدل کلاس می‌باشند. الگوریتم پیشنهادی TLBO پس از چندین تکرار همگرا می‌شود و بردار راه حل بهینه مطلوب  $\hat{x}_{opt}$  به دست می‌آید و به عنوان نتیجه آشکارسازی نهایی به حوزه مختلط برده می‌شود. در الگوریتم ۱ آشکارساز برای سیستم MIMO انبوه بر پایه TLBO نمایش داده شده است.

## ۵) نتایج شبیه‌سازی

شرایط شبیه‌سازی و تنظیم پارامترهای الگوریتم در جدول ۲ معرفی شده است. تعداد آنتن‌های فرستنده و گیرنده در سیستم MIMO انبوه با  $N_T \times N_R$  مشخص شده است، که در آن  $N_T = N_R$  از ۶۴ تا ۱۰۲۴ تغییر می‌کنند. سیگنال‌های ارسالی توسط

مدولاسیون M-QAM، مدوله و ارسال می‌گردد، که در آن  $M = 4$  در نظر گرفته شده است. سمبل‌ها از هر یک از آنتن‌های فرستنده به طور هم‌زمان ارسال می‌شوند. طول نمادهای ارسال شده از هر آنتن فرستنده برابر  $L = 500\,000$  در نظر گرفته شده است. متوسط SNR دریافت (برحسب دسی‌بل) در هر آنتن گیرنده به صورت  $SNR(dB) = 10 \log_{10}((N_R E_s)/\sigma^2)$  تعریف می‌گردد، که در آن  $E_s = (2(M-1))/3$  انرژی متوسط سمبل الفبای مختلط مدولاسیون M-QAM است. این پارامتر به صورت متغیر از ۰ تا ۱۲ دسی‌بل در نظر گرفته شده است.

### ۵-۱) ارزیابی کارایی احتمال خطای بیت

با توجه به تعداد زیاد آنتن‌ها (در این بخش تعداد آنتن‌های فرستنده و گیرنده برابر  $64 \times 64$  قرار داده می‌شود)، به علت رابطه نمایی پیچیدگی محاسباتی آشکارسازی درست‌نمایی با تعداد آنتن‌ها، عملکرد بهینه نرخ خطای بیت این الگوریتم آشکارسازی برای شبیه‌سازی در این بخش قابل دستیابی نمی‌باشد. از این رو در این بخش از عملکرد نرخ خطای بیت در کانالی با نویز سفید گوسی جمع شونده تک-ورودی و تک-خروجی<sup>۴۴</sup> (SISO) به عنوان حد بالای عملکرد الگوریتم آشکارسازی برای سیستم MIMO انبوه استفاده می‌نماییم. با توجه به مرجع [۲۵] نرخ خطای بیت تئوری برای مدولاسیون M-QAM با نویز سفید گوسی جمع شونده مطابق با رابطه

$$x_i^{new} = x_i + (x_j - x_i) \quad (14)$$

که در آن  $b = (6/(M-1))$  و  $a = 2 \left(1 - 1/\sqrt{M}\right) / \log_2 \sqrt{M}$  است.  $Q(x)$  نیز به صورت  $Q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_x^\infty \exp(-\frac{u^2}{2}) du$  تعریف می‌شود. علاوه بر این، عملکرد نرخ خطای بیت الگوریتم آشکارسازی TLBO پیشنهادی با آشکارساز MMSE مقایسه شده است.

### جدول ۲: شرایط شبیه‌سازی و پارامترهای تنظیم الگوریتم.

$M = 4$ $N_T = [64, 1024]$ $L = 500\,000$	سیگنال 4QAM تعداد آنتن فرستنده طول سمبل‌های هر آنتن فرستنده	فرستنده
$H \sim \mathcal{CN}(0,1)$ $n \sim \mathcal{CN}(0, \sigma^2)$	محوشوندگی رایلی تخت نویز گوسی سفید جمع شونده مختلط	کانال
اطلاع کامل $N_R = [64, 1024]$ $SNR(dB) = [0\,dB, 12\,dB]$	اطلاع از کانال تعداد آنتن دریافتی میانگین سیگنال به نویز در گیرنده	گیرنده
$= 20Maxit$ $= 100N_{student}$	تعداد تکرار تعداد دانش آموز	پارامترهای الگوریتم

عملکرد نرخ خطای بیت الگوریتم آشکارسازی TLBO پیشنهادی در شکل ۲ آورده شده است. همان‌طور که در این شکل مشخص است، الگوریتم آشکارسازی TLBO پیشنهادی، نرخ خطای بیت در نسبت سیگنال به نویز ۴ دسی‌بل به

$10^{-1}$  نزدیک می‌شود و الگوریتم آشکارسازی MMSE به ۶ دسی‌بل برای به دست آوردن عملکرد نرخ خطای بیت مشابه نیاز دارد و شکاف بین الگوریتم آشکارسازی TLBO و الگوریتم MMSE در SNR بالاتر به شدت افزایش می‌یابد. در ۱۲ دسی‌بل، برای سیستم MIMO انبوه، الگوریتم آشکارسازی TLBO به حد بهینه نرخ خطای بیت یعنی  $10^{-5}$  همگرا می‌شود. همان‌گونه که از نمودار مشخص است الگوریتم آشکارسازی TLBO پیشنهاد شده دارای عملکرد بسیار بهتری نسبت به الگوریتم MMSE است و عملکرد نرخ خطای آن به الگوریتم آشکارساز بهینه ML در SNR بالا همگرا می‌شود.

### الگوریتم ۱: الگوریتم آشکارساز پیشنهادی برای سیستم MIMO انبوه بر پایه TLBO.

Algorithm: TLBO detection algorithm

Input:  $\mathbf{y}, \mathbf{H}, \mathbb{A}$ , Maxiter: max number of iteration,

$$F(\hat{\mathbf{x}}) = 2\mathbf{y}^H\mathbf{H}\hat{\mathbf{x}} - \hat{\mathbf{x}}^H\mathbf{H}^H\mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}$$

$N_{pop}$ : number of student,

$N_{var}$ : Number of Unknown Variables ( $=N_T$ ),

$$F_{Max} \leftarrow -\infty, n = 1 \text{ to } N_{pop}$$

- 1: for  $n = 1$  to  $N_{pop}$  do
- 2:    $\hat{\mathbf{x}}[n] \leftarrow$  generate  $N_{var}$  random numbers from  $-\sqrt{M} + 1$  to  $\sqrt{M} - 1$
- 3:   update the  $N_{var}$  random entries of  $\hat{\mathbf{x}}[n]$  with the value of its nearest point in  $\mathbb{A}$
- 4: end for
- 5: for iter = 1 to Maxiter do
- 6:   Mean  $\leftarrow$  mean of  $N_{pop}$  student
- 7:   Teacher  $\leftarrow$  a student with max  $F(\hat{\mathbf{x}}[n])$
- 8:   for  $n = 1$  to  $N_{pop}$  do
- 9:      $T_f \leftarrow$  random nature numbers from 1 to 2
- 10:    newstudent[n]  $\leftarrow \hat{\mathbf{x}}[n] + \text{rand} \times (\text{Teacher} - T_f \times \text{Mean})$
- 11:    update the  $N_{var}$  random entries of newstudent[n] with the value of its nearest point in  $\mathbb{A}$
- 12:    if  $F(\text{newstudent}[n]) > F(\hat{\mathbf{x}}[n])$  then
- 13:      $\hat{\mathbf{x}}[n] \leftarrow \text{newstudent}[n]$
- 14:    end if
- 15:   end for n
- 16:   for  $n = 1$  to  $N_{pop}$  do
- 17:      $m \leftarrow$  random nature numbers from 1 to  $N_{pop}$  except n
- 18:     step  $\leftarrow \hat{\mathbf{x}}[n] - \hat{\mathbf{x}}[m]$
- 19:     if  $F(\hat{\mathbf{x}}[m]) > F(\hat{\mathbf{x}}[n])$  then
- 20:      newstudent[n]  $\leftarrow \hat{\mathbf{x}}[n] + \text{rand} \times (\text{step})$
- 21:     else
- 22:      newstudent[n]  $\leftarrow \hat{\mathbf{x}}[n] + \text{rand} \times (-\text{step})$
- 23:     end if
- 24:     update the  $N_{var}$  random entries of newstudent[n] with the value of its nearest point in  $\mathbb{A}$
- 25:     if  $F(\text{newstudent}[n]) > F(\hat{\mathbf{x}}[n])$  then
- 26:       $\hat{\mathbf{x}}[n] \leftarrow \text{newstudent}[n]$
- 27:     end if
- 28:   end for n
- 29:    $\hat{\mathbf{x}}_{iter} \leftarrow$  a student with max  $F(\hat{\mathbf{x}}[n])$

```

30:    $F_{iter} \leftarrow F(\hat{\mathbf{x}}_{iter})$ 
31:   if  $F_{Max} < F_{iter}$  then
32:      $F_{Max} \leftarrow F_{iter}$ ,  $\hat{\mathbf{x}}_{opt} \leftarrow \hat{\mathbf{x}}_{iter}$ 
33:   end if
34: end for iter
Output:  $\hat{\mathbf{x}}_{opt}$ 

```

### ۵-۲) ارزیابی همگرایی آشکارساز پیشنهادی

نرخ همگرایی عملکرد الگوریتم آشکارسازی پیشنهادی برای مدولاسیون 4QAM در شکل ۳ نمایش داده شده است که در آن متوسط نسبت سیگنال به نویز ۱۲ دسی بل و تعداد آنتن‌ها  $64 \times 64 = N_T \times N_R$  در نظر گرفته شده است. با توجه به شکل، عملکرد نرخ خطای بیت الگوریتم آشکارسازی TLBO پیشنهادی با افزایش تکرار به شدت کاهش می‌یابد و بعد از پانزده تکرار، به  $4.7063 \times 10^{-5}$  همگرا می‌شود که نزدیک به نرخ خطای بیت الگوریتم بهینه است. ( $3.43 \times 10^{-5}$ )

### ۵-۳) تجزیه و تحلیل پیچیدگی و مدت زمان محاسباتی

پیچیدگی محاسباتی الگوریتم آشکارساز ML با تعداد آنتن‌های فرستنده به صورت نمایی افزایش می‌یابد ( $O(M^{N_T})$ ) و عملاً برای استفاده در سیستم‌های MIMO انبوه قابل استفاده نیست و تنها برای فرستنده با تعداد آنتن کم و نقاط خوشه سیگنال، مثلاً  $N_T \leq 4$  و  $M = 4$  مورد استفاده قرار می‌گیرد، به طور مثال برای سیستم با مدولاسیون QAM و تعداد آنتن ۶۴ عدد پیچیدگی محاسباتی این روش  $O(3/4 \times 10^{38})$  می‌شود. پیچیدگی محاسباتی MMSE با تعداد آنتن‌های فرستنده از مرتبه چند جمله‌ای درجه ۳ افزایش می‌یابد یعنی  $O(N_T^3)$ . پیچیدگی محاسباتی الگوریتم TLBO برابر  $O(N_p F + N_p D)$  می‌باشد که در آن  $N_p$  تعداد جمعیت،  $F$  پیچیدگی محاسباتی تابع هدف و  $D$  ابعاد مسئله می‌باشد [۲۸]. در نتیجه پیچیدگی محاسباتی الگوریتم آشکارساز TLBO پیشنهاد شده برابر  $O(2N_p N_T^2)$  است و برای سیستم MIMO انبوه بسیار مناسب است، زیرا با افزایش تعداد آنتن‌ها رابطه درجه دوم دارد.

مدت زمان محاسباتی الگوریتم آشکارساز TLBO پیشنهادی بر حسب تعداد آنتن‌های فرستنده و گیرنده در شکل ۴ با فرض سیگنال به نویز ۱۲ دسی بل نشان داده شده است. نتایج شبیه‌سازی‌ها توسط کامپیوتر با CPU i5 - 3470 در 3:2GHz و 8GB RAM و سیستم عامل ویندوز ۱۱ انجام شده است. همان‌طور که از شکل مشخص است، با افزایش تعداد آنتن اختلاف زمان محاسباتی الگوریتم پیشنهادی به الگوریتم MMSE کم‌تر می‌گردد، زیرا پیچیدگی محاسباتی بیشتر متأثر از بخش تعداد آنتن‌ها است تا تعداد جمعیت الگوریتم.

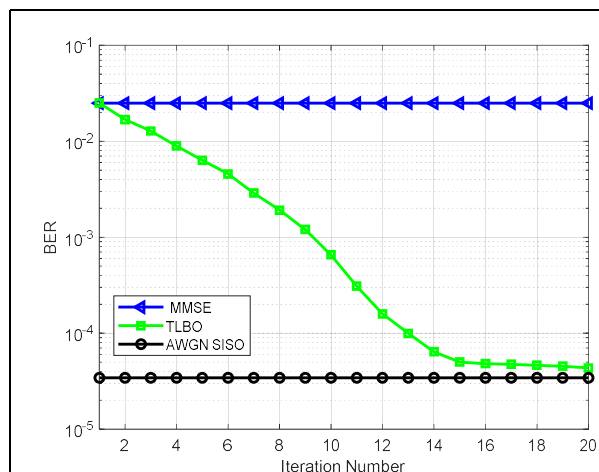
در نهایت، مقایسه مدت زمان محاسباتی و عملکرد، الگوریتم آشکارساز TLBO پیشنهاد شده با الگوریتم‌های دیگر آشکارسازها برای سیستم MIMO انبوه، در جدول ۳ خلاصه شده است. مقایسه‌ها برای سیستم‌های مختلف با تعداد آنتن‌ها  $N_T = 64$  و  $N_R = 128$  و  $N_T = N_R = 128$  و مدولاسیون 4QAM با الگوریتم‌های آشکارساز MMSE و ML انجام شده است. در جدول ۳ مدت زمان محاسباتی و عملکرد آشکارساز پیشنهادی در میانگین SNR دریافتی ۱۲ دسی بل ذکر شده است.

### ۶) نتیجه‌گیری و پیشنهادها

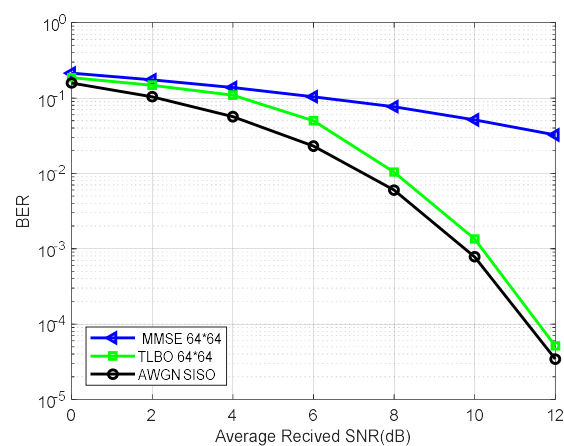
در این مقاله الگوریتم آشکارساز TLBO برای سیستم MIMO انبوه پیشنهاد شده است. از الگوریتم هوش جمعی TLBO

برای جستجوی بردار راه حل بهینه در سبمل‌های مدولاسیون استفاده می‌کنیم. با شبیه‌سازی و تجزیه و تحلیل داده‌ها، در مقایسه با سیستم‌های MIMO انبوه با ابعاد متفاوت از  $64 \times 64$  تا  $1024 \times 1024$  با سیگنال‌های مدولاسیون 4QAM، عملکرد احتمال خطای بیت الگوریتم آشکارساز TLBO پیشنهاد شده به آشکارساز بهینه ML با سرعت همگرایی سریع نزدیک می‌شود و در SNR متوسط دریافت 12 dB به احتمال خطای  $10^{-5}$  دست پیدا می‌کند که بسیار پایین‌تر از BER  $10^{-2}$  آشکارساز MMSE است. مدت زمان محاسباتی الگوریتم آشکارساز TLBO پیشنهادی از آشکارساز MMSE کمی بالاتر است ولی بسیار پایین‌تر از ML است؛ بنابراین، الگوریتم آشکارساز TLBO پیشنهادی در مدت زمان محدود محاسباتی، به‌طور تقریبی عملکرد BER بهینه ML را به دست می‌آورد. الگوریتم آشکارساز TLBO پیشنهادی برای به‌کارگیری در سیستم‌های MIMO انبوه کارا است.

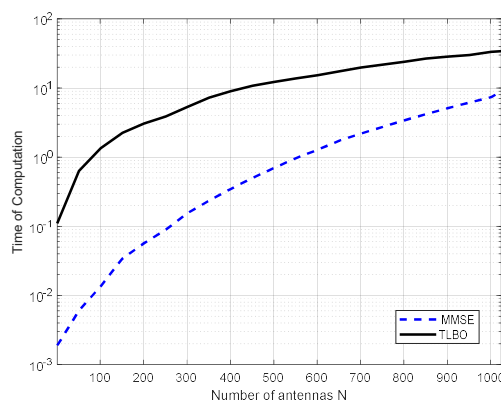
در این تحقیق، سیستم به‌صورت نقطه‌به‌نقطه در نظر گرفته شده است. در مطالعات آینده، می‌توان سیستم توزیع شده MIMO انبوه با ایستگاه‌های پایه با ابعاد بزرگ در موقعیت‌های جغرافیایی که در موقعیت‌های مختلف جغرافیایی قرار دارند، شامل شود.



شکل ۳: نرخ همگرایی عملکرد الگوریتم آشکارسازی پیشنهادی (TLBO)، کانال نویز گوسی جمع شونده تک آنتنه (AWGN SISO) و آشکارساز میانگین مربع خطای کمینه (MMSE) با فرض مدولاسیون 4QAM، میانگین سیگنال به نویز ۱۲ دسی‌بل و تعداد آنتن  $N_T \times N_R = 64 \times 64$ .



شکل ۴: کارایی احتمال خطای بیت الگوریتم آشکارسازی TLBO برای سیستم‌های چند آنتنه انبوه با مدولاسیون 4QAM، سیستم تک آنتنه AWGN (ایده‌آل) و آشکارساز MMSE.



شکل ۵: مدت زمان محاسباتی الگوریتم تشخیص TLBO پیشنهادی، میانگین مربع خطای کمینه (MMSE) برای تعداد آنتن‌های مختلف.

جدول ۳: مقایسه مدت زمان محاسباتی و عملکرد BER، الگوریتم آشکارسازی TLBO پیشنهادی با الگوریتم‌های دیگر تشخیص در سیستم MIMO انبوه با فرض مدولاسیون در 4QAM.

کارایی احتمال خطای بیت (در ۱۲ دسی بل)	مدت زمان محاسبه (ثانیه)	الگوریتم آشکارساز	$N_T \times N_R$
$3.555 \times 10^{-2}$	۰/۰۰۹	MMSE	۶۴×۶۴
$4.7063 \times 10^{-5}$	۰/۸	Proposed TLBO	
$3.43 \times 10^{-5}$	N/A≅	ML	
$3.555 \times 10^{-2}$	۹	MMSE	۱۰۲۴×۱۰۲۴
$3.8063 \times 10^{-5}$	۳۴	Proposed TLBO	
$3.43 \times 10^{-5}$	N/A≅	ML	

### مراجع

- O. Elijah, S. K. Abdul Rahim, W. K. New, C. Y. Leow, K. Cumanan, and T. Kim Geok, "Intelligent massive MIMO systems for Beyond 5G Networks: An overview and future trends," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 102532–102563, 2022. DOI:10.1145/2480362.2480474
- S. Tang, J. Xia, L. Fan, X. Lei, W. Xu, and A. Nallanathan, "Dilated convolution based CSI feedback compression for massive MIMO Systems," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, pp. 1–6, 2022. DOI:10.1145/2480362.2480474
- A. A. Ayidh, Y. Sambo, and M. Imran, "Mitigation pilot contamination based on matching technique for uplink cell-free massive MIMO Systems," *Scientific Reports*, vol. 12(1), pp. 1-14, 2022. DOI:10.1145/2480362.2480474
- J. Yang, A.-A. Lu, Y. Chen, X. Gao, X.-G. Xia, and D. T. Slock, "Channel estimation for MASSIVE MIMO: An information geometry approach," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 70, pp. 4820–4834, 2022. DOI:10.1145/2480362.2480474
- Ö. Özdemir and A. Ö. Yilmaz, "ML performance analysis of digital relaying in bi-directional relay channels," *Wireless Communications and Mobile Computing*, vol. 12, no. 8, pp. 676–688, 2020. DOI:10.1145/2480362.2480474
- B. Li and E. Ayanoglu, "Reduced complexity sphere decoding," *Wireless Communications and Mobile Computing*, vol. 11, no. 12, pp. 1518–1527, 2018. DOI:10.1145/2480362.2480474
- J.-S. Kim, S.-H. Moon, and I. Lee, "A new reduced complexity ML detection scheme for MIMO Systems," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 58, no. 4, pp. 1302–1310, 2019.
- Q. Tang, Y. Xiao, P. Yang, Q. Yu, and S. Li, "A new low-complexity near-ML detection algorithm for spatial modulation," *IEEE Wireless Communications Letters*, vol. 2, no. 1, pp. 90–93, 2020. DOI:10.1145/2480362.2480474
- L. Bai and J. Choi, "Lattice reduction-based MIMO iterative receiver using Randomized Sampling," *IEEE Transactions on Wireless Communications*, vol. 12, no. 5, pp. 2160–2170, 2019. DOI:10.1145/2480362.2480474
- S. Lyu, J. Wen, J. Weng, and C. Ling, "On low-complexity lattice reduction algorithms for large-scale MIMO detection: The blessing of sequential reduction," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 68, pp. 257–269, 2020. DOI:10.1145/2480362.2480474
- K. Vishnu Vardhan, S. K. Mohammed, A. Chockalingam, and B. Sundar Rajan, "A low-complexity detector for large MIMO systems and Multicarrier CDMA systems," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 26, no. 3, pp. 473–485, 2018. DOI:10.1145/2480362.2480474
- N. R. Challa and K. Bagadi, "Design of near-optimal local likelihood search-based detection algorithm for coded large-scale MU-MIMO system," *International Journal of Communication Systems*, vol. 33, no. 12, 2020. DOI:10.1145/2480362.2480474
- T. Datta, N. Srinidhi, A. Chockalingam, and B. S. Rajan, "Random-restart reactive tabu search algorithm for detection in large-MIMO systems," *IEEE Communications Letters*, vol. 14, no. 12, pp. 1107–1109, 2018. DOI:10.1145/2480362.2480474
- Shaoshi Yang, Tiejun Lv, R. G. Maunder, and L. Hanzo, "From nominal to true a posteriori probabilities: An exact bayesian theorem based Probabilistic Data Association approach for iterative MIMO detection and decoding," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 61, no. 7, pp. 2782–2793, 2013. DOI:10.1145/2480362.2480474
- Yoon, S., & Chae, C. B. Low-complexity MIMO detection based on belief propagation over pairwise graphs. *IEEE transactions on vehicular technology*, Vol.63, No.5, pp. 2363-2377, 2013. DOI:10.1145/2480362.2480474
- Som, P., Datta, T., Srinidhi, N., Chockalingam, A., & Rajan, B. S. (2011). Low-complexity detection in large-dimension MIMO-ISI channels using graphical models. *IEEE journal of selected topics in signal processing*, Vol.5, No.8, pp. 1497-1511, 2011. DOI:10.1145/2480362.2480474
- Haselmayr, W., Etlzinger, B., & Springer, A. Factor-graph-based soft-input soft-output detection for frequency-selective MIMO channels. *IEEE communications letters*, Vol.16, No.10, pp. 1624-1627, 2012. DOI:10.1145/2480362.2480474
- Goldberger, J., & Leshem, A. MIMO detection for high-order QAM based on a Gaussian tree approximation. *IEEE transactions on information theory*, Vol. 57, No.8, pp. 4973-4982, 2011. DOI:10.1145/2480362.2480474

- Chen, J., Hu, J., & Sobelman, G. E. Stochastic MIMO detector based on the Markov chain Monte Carlo algorithm. *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol.62, No.6, pp. 1454-1463, 2014. DOI:10.1145/2480362.2480474
- Yen, K., & Hanzo, L. Genetic-algorithm-assisted multiuser detection in asynchronous CDMA communications. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, Vol.53, No.5, pp. 1413-1422, 2004. DOI:10.1145/2480362.2480474
- Khurshid, K., Irteza, S., & Khan, A. A. Application of ant colony optimization based algorithm in MIMO detection. In *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, pp. 1-7, 2010. DOI:10.1145/2480362.2480474
- Yao, W., Chen, S., & Hanzo, L. (2012). Particle swarm optimisation aided MIMO multiuser transmission designs. *Journal of Computational and Theoretical Nanoscience*, Vol.9, No.2, pp. 266-275, 2012. DOI:10.1145/2480362.2480474
- Rao, R. V., Savsani, V. J., & Vakharia, D. P. Teaching-learning-based optimization: an optimization method for continuous non-linear large scale problems. *Information sciences*, Vol.183, No.1, pp. 1-15, 2012. DOI:10.1145/2480362.2480474
- Siddiqui, M. H., Khurshid, K., Rashid, I., Khan, A. A., & Ahmed, K. Optimal Massive MIMO Detection for 5G Communication Systems via Hybrid n-Bit Heuristic Assisted-VBLAST. *IEEE Access*, 7, pp. 173646-173656, 2019. DOI:10.1145/2480362.2480474
- Proakis, J. G., & Salehi, M. *Digital communications* New York: McGraw-hill, Vol. 4, 2001. DOI:10.1145/2480362.2480474
- Alizadeh, E., Maleki, A., & Amiriara, H. Modify Teaching-Learning Based Optimization, *International Congress of Interdisciplinary studies in science and Engineering*, Tehran, 2017. DOI:10.1145/2480362.2480474
- Hassani, A., Amiriara, H., & Zahabi, M., Energy Efficiency Optimization in Energy Harvesting Wireless Sensor Networks Using TLBO Algorithm. *2th International Conference on Electrical Engineering*, Tehran, 2017. DOI:10.1145/2480362.2480474
- S. Das, A. Abraham, U. K. Chakraborty, and A. Konar, "Differential evolution using a neighborhood-based mutation operator," *IEEE Trans. Evol. Comput.*, vol. 13, no. 3, pp. 526–553, Jun. 2009. DOI:10.1145/2480362.2480474