

## جهت‌یابی چند گوینده با استفاده از نمونه برداری فشرده مبتنی بر فاز

محمود آتشیبار<sup>۱</sup>، دانشجوی دکتری مخابرات- سیستم، محمدحسین کهای<sup>۲</sup>، دانشیار گروه مخابرات- سیستم

۱- دانشکده مهندسی برق - دانشگاه علم و صنعت - تهران - ایران - [matashbar@iust.ac.ir](mailto:matashbar@iust.ac.ir)

۲- دانشکده مهندسی برق - دانشگاه علم و صنعت - تهران - ایران - [kahaei@iust.ac.ir](mailto:kahaei@iust.ac.ir)

**چکیده:** همبستگی سیگنال گوینده‌ها باعث کاهش دقت جهت‌یابی گوینده‌ها می‌شود. الگوریتم‌های مبتنی بر تنکی فضایی می‌توانند این مشکل را حل کنند. در این مقاله الگوریتم نمونه برداری فشرده مبتنی بر فاز سیگنال برای تخمین جهت گوینده‌ها پیشنهاد می‌شود که علاوه بر استفاده از تنکی فضایی، تنها از تعداد کمی از نمونه‌های فاز سیگنال سنسورها برای تخمین جهت گوینده‌ها استفاده می‌کند. نتایج شبیه‌سازی انجام شده نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با الگوریتم‌های مبتنی بر نمونه‌برداری فشرده زمانی، جهت گوینده‌ها را با دقت بهتری تخمین می‌زند. همچنین الگوریتم پیشنهادی نسبت به دیگر الگوریتم‌های مبتنی بر تنک فضایی، حجم محاسبات کمتری دارد.

**واژه‌های کلیدی:** تنک فضایی، جهت‌یابی، نمونه برداری فشرده.

## Speakers' Direction Finding Using Phase-based Compressive Sampling

M. Atashbar<sup>1</sup>, PHD student, M.H. Kahaei<sup>2</sup>, Associate Professor

<sup>1</sup> School of Electrical Engineering, Iran University of Science & Technology, [matashbar@iust.ac.ir](mailto:matashbar@iust.ac.ir)

<sup>2</sup> School of Electrical Engineering, Iran University of Science & Technology, [kahaei@iust.ac.ir](mailto:kahaei@iust.ac.ir)

**Abstract:** Correlation of speech signals causes errors in DOA estimation of speakers. To solve this problem, DOA estimation algorithms based on spatial sparsity have been addressed. In this paper, the PCS (Phase Compressive Sampling) algorithm is proposed for DOA estimation of speakers by incorporating spatial sparsity and a small number of signal phase samples. Simulation results show that this algorithm achieves a high accurate estimation with respect to the previously-developed time compressive sampling algorithm. Also, the proposed algorithm has low computational complexity with respect to other spatial sparsity based algorithms.

**Keywords:** Compressive sampling, DOA, Spatial sparsity

تاریخ ارسال مقاله: ۸۹/۸/۲

تاریخ اصلاح مقاله: ۹۰/۸/۱۵

تاریخ پذیرش مقاله: ۹۰/۱۰/۶

نام نویسنده‌ی مسئول: محمود آتشیبار

نشانی نویسنده‌ی مسئول: ایران - تهران - میدان رسالت - خیابان هنگام - خیابان دانشگاه - دانشگاه علم و صنعت ایران - دانشکده مهندسی برق

## ۱- مقدمه

پیک‌های هیستوگرام جهت‌های فوق به عنوان جهت گوینده‌ها در نظر گرفته می‌شود. بدیهی است که هرچقدر سیگنال گوینده‌ها همبسته تر باشند و یا نسبت سیگنال به نویز پایین‌تر باشد به همان اندازه روش‌های فوق کار آبی خود را از دست خواهند داد.

اخیراً روش‌هایی مبتنی بر تنک فضایی برای جهت‌یابی چندین منبع باند پهن پیشنهاد شده است که هیچ حساسیتی به همبستگی سیگنال منابع ندارند. این روش‌ها به معلوم بودن تعداد گوینده‌ها نیاز ندارند و در SNR های پایین نسبت به دیگر روش‌ها عملکرد بهتری دارند [۱۴، ۱۵]. در کنار همه این مزایا مشکل عمده روش‌های مبتنی بر تنک فضایی حجم بالای محاسبات می‌باشد. برای کاهش حجم محاسبات روش‌های مبتنی بر تنک فضایی، از نمونه برداری فشرده<sup>۵</sup> در حوزه زمان استفاده شده است [۱۶]. در ادامه برای سادگی الگوریتم مبتنی بر نمونه برداری فشرده در حوزه زمان را با علامت اختصاری<sup>۶</sup> TCS نشان می‌دهیم. الگوریتم TCS از نمونه‌های حوزه زمان سیگنال یک سنسور به همراه تعداد کمی از نمونه‌های حوزه زمان سیگنال دیگر سنسورها برای جهت-یابی چند گوینده استفاده می‌کند. استفاده از تعداد کمی نمونه‌ها علاوه بر کاهش حجم محاسبات، می‌تواند در کاربردهایی مانند شبکه‌های سنسوری، باعث کاهش نرخ تبادل اطلاعات بین سنسورهای مختلف شود. اگر چه استفاده از نمونه‌برداری فشرده در حوزه زمان باعث کاهش حجم محاسبات روش‌های مبتنی بر تنک فضایی شده است ولی این روش نسبت به دیگر روش‌های غیر تنک همچنان حجم محاسبات زیادی دارد.

در این مقاله برای کاهش بیشتر حجم محاسبات روش‌های مبتنی بر تنک فضایی، الگوریتم مبتنی بر نمونه برداری فشرده فازی را معرفی خواهیم کرد. در ادامه الگوریتم پیشنهادی مبتنی بر نمونه برداری فشرده فازی را با PCS<sup>۷</sup> نشان خواهیم داد. الگوریتم پیشنهادی PCS علاوه بر استفاده از تنکی فضایی، از تعداد کمی نمونه‌های همه سنسورها برای تخمین جهت گوینده‌ها استفاده می‌کند. در این الگوریتم برخلاف الگوریتم TCS، نیازی به استفاده از تمام نمونه‌های سیگنال یکی از سنسورها نمی‌باشد. بنابراین در کاربردهایی مثل شبکه‌های سنسوری، حجم اطلاعات تبدالی نسبت به الگوریتم مرجع TCS نیز کمتر خواهد شد. مزیت دیگر الگوریتم پیشنهادی PCS، کاهش ۵ برابری حجم محاسبات نسبت به الگوریتم TCS می‌باشد.

مزیت دیگر الگوریتم پیشنهادی PCS، کارکرد یکسان در اندازه‌های مختلف آرایه سنسوری می‌باشد. اندازه آرایه سنسوری مورد استفاده، همواره یکی از محدودیت‌های الگوریتم‌های مختلف جهت‌یابی گوینده‌ها می‌باشد. در حالت کلی الگوریتم‌هایی که برای جهت‌یابی گوینده‌ها

جهت‌یابی گوینده موضوع مهمی در ارتباطات انسانی و کاربردهای مختلف مرتبط با آن است. برای مثال می‌توان به کاربردهای ویدئوکنفرانس، تله‌کنفرانسینگ، سیستم‌های بازشناسی صوت، و تجهیزات کمک شنوایی (سمعک) اشاره کرد [۱۰ و ۱۱]. برای جهت یابی یک گوینده الگوریتم‌های متنوعی پیشنهاد شده است ولی برای حالتی که تعداد گوینده‌های همزمان افزایش یابد تعداد کمی الگوریتم دیده می‌شود.

روش‌های رزولوشن بالای متنوعی از قبیل روش<sup>۱</sup> ML [۳]، روش<sup>۲</sup> MUSIC [۴]، روش<sup>۳</sup> ESPRIT [۵] و روش زیر فضا<sup>۴</sup> [۶] برای جهت-یابی منابع باند باریک ارائه شده است. به خاطر ماهیت باند پهن سیگنال گفتار، از این روش‌ها نمی‌توان برای جهت یابی گوینده‌ها استفاده کرد. برخی از روش‌های فوق به حالت جهت‌یابی منابع باند پهن بسط داده شده‌اند. از جمله می‌توان به روش مبتنی بر ML اشاره نمود [۷ و ۸]. عیب این روش نیاز آن به معلوم بودن تعداد منابع و ماتریس چگالی طیف منابع می‌باشد. همچنین تابع ML در حالت کلی غیر محدب می‌باشد و می‌تواند چندین نقطه بهینه محلی داشته باشد. دیگر روش باند باریک که به حالت باند پهن بسط داده شده است. روش مبتنی بر زیر فضا می‌باشد [۹ و ۱۰]. در این روش فرض می‌شود زمان مشاهدات سیگنال سنسورها زیاد می‌باشد همچنین نسبت سیگنال به نویز به اندازه کافی بزرگ فرض می‌شود. یکی دیگر از مشکلات روش فوق ناتوانی در تخمین جهت منابع وابسته حتی در حالت بینهایت بودن SNR<sup>۲</sup> و زمان پردازش می‌باشد.

روش دیگر الگوریتم‌های مبتنی بر TDOA<sup>۳</sup> می‌باشد که برای جهت-یابی و مکان یابی منابع باند باریک و باند پهن ارائه شده است. روش فوق در ابتدا برای جهت یابی یک گوینده ارائه شد ولی بعداً به حالت چند گوینده نیز بسط داده شد. از جمله این الگوریتم‌ها می‌توان به الگوریتم مبتنی بر «نقطه شروع»<sup>۴</sup> و الگوریتم مبتنی بر «نقطه شروع» فرض می‌شود هر [۱۱، ۱۲ و ۱۳]. در الگوریتم مبتنی بر «نقطه شروع» فرض می‌شود هر یک از «نقاط شروع» سیگنال سنسورها متعلق به یکی از گوینده‌ها می‌باشد بر این اساس در هر یک از این «نقطه شروع» ها جهت‌یابی تک گوینده با روش TDOA تک منبعی انجام شده و پیک‌های هیستوگرام جهت‌های فوق به عنوان جهت گوینده‌ها در نظر گرفته می‌شود. مشابهاً در الگوریتم مبتنی بر طیف فرکانسی فرض می‌شود هر یک از فرکانس‌ها متعلق به یکی از گوینده‌ها می‌باشد. بر این اساس در هر یک از فرکانس-ها، جهت‌یابی تک گوینده با روش TDOA تک منبعی انجام می‌شود و

$$s = \sum_{i=1}^N b_i \psi_i \quad (1)$$

$$s = \psi b \quad (2)$$

که  $b_i$  ضریب وزنی بردار پایه

$\psi_i$  به صورت  $b_i = \langle s, \psi_i \rangle = \psi_i^T s$  می‌باشد که  $\langle ., . \rangle$  معرف ضرب داخلی است. همچنین بردار  $b$  و ماتریس  $\psi$  به صورت  $\psi = [\psi_1 \ \psi_2 \ \dots \ \psi_N]$ ،  $b = [b_1 \ b_2 \ \dots \ b_N]^T$  می‌باشد. سیگنال  $s$  را تنک مرتبه  $K$  گویند اگر تنها  $K$  ضریب  $b_i$  غیر صفر باشد. در این حالت  $b$  را بردار تنک می‌نامیم. وقتی  $K \ll N$  این خاصیت مفید خواهد بود [۱۸]. سیگنال گفتار هم از جمله سیگنال‌های تنک می‌باشد [۱۹].

در نمونه برداری فشرده، تعدادی از نمونه‌ها را به نمایندگی از همه نمونه‌های سیگنال انتخاب می‌کنند. این نمونه‌ها باید طوری انتخاب شود که اطلاعات اصلی سیگنال را در برداشته باشند. به عبارت دیگر با استفاده از آن‌ها بتوان سیگنال اولیه را بازسازی نمود. فرض کنیم  $M$  نمونه فشرده از سیگنال  $s$  را انتخاب کرده به صورت بردار  $h$  نمایش دهیم. در این صورت می‌توان رابطه بین دو بردار  $h$  و  $s$  را توسط ماتریس انتخاب کننده  $\phi$  به صورت زیر نوشت:

$$h = \phi s \quad (3)$$

که  $\phi = [\phi_1 \ \phi_2 \ \dots \ \phi_M]$  و  $h = [h_1 \ h_2 \ \dots \ h_M]^T$  و  $h_i = \langle s, \phi_i \rangle = \phi_i s$  تعریف می‌شود و  $\phi_i$  بردار  $1 \times N$  می‌باشد. اگر رابطه (۲) را در (۳) جایگذاری کنیم خواهیم داشت:

$$h = \phi \psi b = \theta b \quad (4)$$

که  $\theta$  ماتریس  $M \times N$  به صورت  $\theta = \phi \psi$  می‌باشد. ماتریس نمونه بردار  $\phi$  باید طوری طراحی شود که بتوان سیگنال  $s$  را با استفاده از بردار اندازه‌گیری  $h$  بازسازی نمود. ثابت شده است که شرط بازسازی فوق این است که سطرهای  $\phi$  نتوانند به صورت تنک ستون‌های  $\psi$  را نمایش دهند و بالعکس [۲۰].

الگوریتم‌های بازسازی باید با استفاده از بردار نمونه‌های فشرده  $h$  ماتریس نمونه بردار  $\phi$  و ماتریس پایه  $\psi$  بتوانند بردار سیگنال  $s$  را بازسازی کنند. با توجه به رابطه (۲)، با بازسازی بردار ضرایب  $b$  بردار سیگنال  $s$  قابل استخراج خواهد بود. رابطه بین بردار ضرایب و بردار اندازه‌گیری مطابق (۴) می‌باشد. اگر بخواهیم رابطه فوق را حل کنیم به خاطر  $M \ll N$  تعداد بی‌شمار جواب برای بردار ضرایب بدست می‌آید [۸]. نکته قابل توجه در رابطه فوق این است که بردار  $b$  تنک می‌باشد.

استفاده می‌شود را می‌توان به دو گروه الگوریتم‌هایی حوزه زمان و الگوریتم‌های حوزه فرکانس تقسیم‌بندی کرد. در الگوریتم‌های حوزه زمان تأخیر بین سیگنال‌های رسیده به سنسورها از روی نمونه‌های زمانی تخمین زده شده و جهت منبع از روی آن‌ها تخمین زده می‌شود [۱۱ و ۱۷]. در این الگوریتم‌ها مقدار تاخیرهای تخمین زده شده ضریب صحیحی از فاصله نمونه‌ها فرض می‌شود. بنابراین برای کاهش خطا بین تأخیر واقعی و تأخیر تخمین زده شده، آرایه سنسور بزرگ استفاده می‌شود. بدین معنی که سنسورها را در فاصله دورتری نسبت به همدیگر قرار می‌دهند. از طرف دیگر در الگوریتم‌های حوزه فرکانس که تأخیرها از روی فازهای طیف سیگنال سنسورها تخمین زده می‌شود محدودیت فاصله سنسورها را داریم. با توجه به پریودیک بودن فاز، میزان تأخیرها باید خیلی کوچک باشد تا «روی هم افتادگی فاز» رخ ندهد. در این الگوریتم‌ها برای حل مشکل فوق، سنسورها نزدیک بهم انتخاب می‌شوند [۲ و ۱۲]. در الگوریتم پیشنهادی نیازی به تخمین تأخیرها از روی فاز طیف سیگنال‌ها نمی‌باشد. بنابراین مشکل روی هم افتادگی فاز رخ نمی‌دهد. الگوریتم TCS نیز به آرایه سنسوری بزرگی نیاز دارد. با اینکه در الگوریتم فوق از تخمین تأخیر استفاده نمی‌شود ولی سیگنال سنسورها در حوزه زمان با استفاده از تأخیرها بازسازی می‌شود تا از آن برای تخمین جهت گوینده‌ها استفاده شود. در الگوریتم پیشنهادی PCS سیگنال سنسورها در حوزه زمان بازسازی نمی‌شود بنابراین مشکل الگوریتم TCS را ندارد. الگوریتم پیشنهادی برای آرایه سنسوری بزرگ و کوچک جهت‌یابی گوینده‌ها را با دقت خوب انجام می‌دهد.

در ادامه مقاله و در بخش ۲ تئوری نمونه برداری فشرده را مرور کرده و سپس در بخش ۳ مدل‌سازی سیگنال در مسئله جهت‌یابی گوینده‌ها را شرح می‌دهیم. در ادامه و طی بخش ۴ مروری بر روش TCS خواهیم داشت. در بخش ۵ روش پیشنهادی PCS را معرفی کرده و در بخش ۶ نتایج شبیه‌سازی‌های انجام شده را بیان می‌کنیم. نتیجه‌گیری را در بخش ۷ بیان می‌کنیم.

## ۲- تئوری نمونه برداری فشرده

فرض کنیم  $s = [s(1) \ s(2) \ \dots \ s(N)]^T$  بردار حاصل از نمونه‌های سیگنال حقیقی  $s(t)$  با فرکانس نمونه برداری  $f_s$  باشد. که  $N$  طول بردار و  $T$  معرف ترانهاد می‌باشد. می‌دانیم که هر سیگنال در فضای  $R^N$  را می‌توان بر حسب  $N$  بردار پایه  $\{\psi_i\}_{i=1}^N$  نمایش داد که  $\psi_i$  برداری با بعد  $N \times 1$  می‌باشد. برای سادگی فرض می‌کنیم بردارهای  $\psi_i$  اورتونرمال باشند. در این صورت بردار سیگنال  $s$  را می‌توان به صورت زیر بر حسب بردارهای پایه فوق نمایش داد:

$$\tau_{qp} = \frac{1}{c} [x_q - x_1 \quad y_q - y_1] \begin{bmatrix} \cos(\beta_{qp}) \\ \sin(\beta_{qp}) \end{bmatrix} \quad (9)$$

که  $\beta_{qp}$  زاویه گوینده  $p$  نسبت به سنسور  $q$  می‌باشد. با دوردست فرض کردن گوینده‌ها (فاصله بین سنسورها خیلی کمتر از فاصله گوینده‌ها از سنسورها باشد) زاویه سیگنال رسیده به سنسورها تنها به زاویه گوینده‌ها وابسته خواهند بود. با فرض اینکه سنسور اول در مبدأ مختصات قرار داشته باشد و گوینده‌ها در دوردست قرار گیرند، تأخیر  $\tau_{qp}$  به صورت زیر در خواهد آمد:

$$\tau_{qp} = \frac{1}{c} [x_q \quad y_q] \begin{bmatrix} \cos(\beta_p) \\ \sin(\beta_p) \end{bmatrix} \quad (10)$$

مشاهده می‌کنیم که تأخیر گوینده  $p$  نسبت به سنسور  $q$  تنها به زاویه گوینده  $p$  و محل سنسور  $q$  وابسته است. بنابراین برای سادگی تأخیر فوق را به صورت  $\tau_{qp} = \tau_q(\beta_p)$  نشان می‌دهیم. با صرف نظر کردن از تضعیف بین گوینده‌ها و سنسورها، می‌توان (۸) را به صورت زیر نوشت:

$$z_q(t) = \sum_{p=1}^P s_p(t - \tau_q(\beta_p)) \quad (11)$$

#### ۴- جهت یابی گوینده‌ها با روش TCS

در این بخش روش TCS را برای جهت یابی گوینده‌ها به صورت مختصر مرور می‌کنیم [۱۶]. با فرض قرار گرفتن سنسور اول در مبدأ مختصات، با توجه به رابطه (۱۰)، بنابراین داریم:

$$z_1(t) = \sum_{p=1}^P s_p(t) \quad (12)$$

با توجه به (۱۲) و (۱۱)، در حالتی که تنها یک گوینده فعال باشد سیگنال سنسور  $q$  از روی سیگنال سنسور اول به صورت زیر قابل بازسازی می‌باشد:

$$z_q(t) = z_1(t - \tau_q(\beta_p)) \quad (13)$$

که  $\beta_p$  زاویه گوینده می‌باشد. مشاهده می‌شود که با مشخص بودن زاویه گوینده، سیگنال همه سنسورها از روی سیگنال سنسور اول قابل بازسازی است. این خاصیت اساس روش TCS و روش پیشنهادی PCS می‌باشد.

در روش TCS و روش پیشنهادی PCS فرض می‌شود زاویه گوینده‌ها درون دیکشنری زاویه‌های  $\{\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_L\}$  قرار دارند که  $L$  تعداد زاویه‌های دیکشنری می‌باشد. به عنوان مثال با انتخاب زوایای یک تا ۱۸۰ درجه، می‌توان ادعا کرد که زاویه گوینده‌ها با دقت نیم درجه درون این دیکشنری قرار دارند. بر این اساس به ازای تک تک زوایای

بنابراین از بین جواب‌های موجود، جوابی را به عنوان جواب اصلی انتخاب می‌کنیم که تنگ باشد. برای اندازه‌گیری تنگی می‌توان از مینیمم سازی نرم صفر یا مینیمم سازی نرم واحد استفاده گردد [۸]. نرم  $r$  بردار  $b$  به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\|b\|_r = \left( \sum_{i=1}^N |b_i|^r \right)^{\frac{1}{r}} \quad (5)$$

استفاده از مینیمم سازی نرم صفر یک بردار، معادل شمارش تعداد عناصر غیر صفر یک بردار می‌باشد. متأسفانه حل مسئله با مینیمم سازی نرم صفر به صورت عددی پایدار نمی‌باشد و به بررسی تک تک حالات ممکن محل مقادیر غیر صفر بردار  $b$  نیاز دارد. تعداد این حالات برابر با  $\binom{N}{K}$  می‌باشد [۱۸]. روش دیگر یافتن بردار تنگ، مینیمم‌سازی نرم واحد می‌باشد. با توجه به (۵) مینیمم سازی نرم واحد بردار  $b$  به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\|b\|_1 = \sum_{i=1}^N |b_i| \quad (6)$$

با مینیمم‌سازی نرم واحد، به شرط برقراری (۴)، مسئله تخمین به شکل زیر تبدیل می‌شود:

$$\hat{b} = \underset{b}{\operatorname{argmin}} \|b\|_1 \quad \text{s.t.} \quad h = \theta b \quad (7)$$

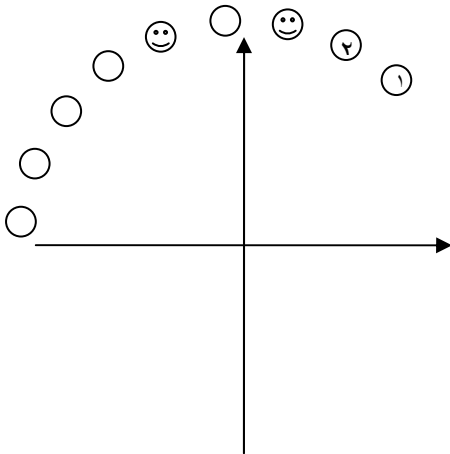
نشان داده شده است که مسئله بهینه‌سازی (۷) تنها با استفاده از  $M \geq cK \log \left( \frac{N}{K} \right)$  اندازه‌گیری *i.i.d* (نمونه فشرده) می‌تواند سیگنال  $K$ -تنگ را بازسازی نماید که  $c$  مقدار ثابتی می‌باشد [۱۸] و [۲۰]. الگوریتم‌های بازسازی دیگری در [۲۱ و ۲۲] دیده می‌شود.

#### ۳- مدل سازی سیگنال

فرض کنیم  $[x_p \quad y_p]^T$  مختصات دکارتی مکان گوینده  $p$  ام  $(p = 1, 2, \dots, P)$  تعداد گوینده‌ها،  $[x_q \quad y_q]^T$  مختصات مکان سنسور  $q$  ام  $(q = 1, 2, \dots, Q)$ ، تعداد سنسورها،  $s_p(t)$  سیگنال گوینده  $p$  ام و  $z_q(t)$  سیگنال سنسور  $q$  ام باشد. با فرض اینکه محیط بدون انعکاس باشد سیگنال رسیده به سنسورها را می‌توان بر حسب سیگنال گوینده‌ها به صورت زیر نوشت:

$$z_q(t) = \sum_{p=1}^P \alpha_{qp} s_p(t - \tau_{qp}) \quad (8)$$

که  $\tau_{qp}$  و  $\alpha_{qp}$  به ترتیب تأخیر و تضعیف بین محل گوینده  $p$  ام و محل سنسور  $q$  ام می‌باشد. بدون از دست دادن کلیات مسئله می‌توان تأخیرها را نسبت به سنسور اول در نظر گرفت. به عبارت دیگر  $\tau_{1p} = 0$  فرض می‌شود. در این صورت تأخیر  $\tau_{qp}$  را می‌توان بر حسب زاویه گوینده  $p$  ام نسبت به سنسور  $q$  ام به صورت زیر نوشت:



شکل (۱): نحوه قرار گرفتن جهت گوینده‌ها در دیکشنری زوایا

در روش TCS مدل تنک مسئله جهت‌یابی چند گوینده به صورت زیر تعریف شده است:

$$\mathbf{z}_q = \Psi_q \mathbf{b} \quad (14)$$

که  $\mathbf{z}_q$  ماتریس متشکل از مقادیر زمانی سیگنال سنسور  $q$  ام  $\Psi_q$  ماتریس متشکل از سیگنال‌های بازسازی شده سنسور  $q$  ام به ازای مقادیر مختلف دیکشنری زوایا می‌باشد. مقادیر ستون  $l$  ام ماتریس فوق به صورت زیر می‌باشد:

$$\{\psi_q\}_l = \begin{bmatrix} z_1(t_1 - \tau_q(\gamma_l)) \\ z_1(t_2 - \tau_q(\gamma_l)) \\ \vdots \\ z_1(t_T - \tau_q(\gamma_l)) \end{bmatrix} \quad (15)$$

که در رابطه فوق  $T$  تعداد نمونه‌های زمانی می‌باشد و  $l = 1, 2, \dots, L$  می‌باشد. در روش TCS برای تخمین بردار تنک از مینیمم‌سازی نرم واحد با توجه به قید رابطه (۱۴) استفاده شده است. همچنین به خاطر خاصیت تنکی سیگنال صحبت، از نمونه‌برداری فشرده هم استفاده شده است. بدین منظور ماتریس نمونه‌برداری به طرفین رابطه (۱۴) ضرب شده است تا تعداد نمونه‌های مورد پردازش کاهش یابد.

#### ۴- جهت‌یابی گوینده‌ها با روش پیشنهادی PCS

با مروری بر مراحل روش TCS به این نتیجه می‌رسیم که در روش فوق ابتدا تمام نمونه‌های سیگنال دیگر سنسورها از روی سیگنال سنسور مرجع بازسازی شده و در ادامه از روی نمونه‌های بازسازی شده، تعدادی نمونه فشرده انتخاب می‌شود. همچنین برای بازسازی سیگنال

دیکشنری، سیگنال سنسورها را از روی سیگنال سنسور اول بازسازی کرده و زاویه‌ای از دیکشنری که به ازای آن، سیگنال بازسازی شده با سیگنال اصلی سنسورها بیشترین همبستگی داشته باشد به عنوان زاویه تخمینی گوینده‌ها در نظر گرفته می‌شود. در حالت جهت‌یابی چند گوینده نیز، انتخاب مقادیری از دیکشنری زوایا که برابر با زاویه‌های واقعی گوینده‌ها باشند، باعث ایجاد بیشترین همبستگی بین سیگنال‌های بازسازی شده و سیگنال واقعی سنسورها می‌شود [۱۸]. بنابراین با یافتن همبستگی بین سیگنال‌های بازسازی شده سنسورها و سیگنال واقعی سنسورها، می‌توان جهت گوینده‌ها را تخمین زد. در حالت جهت‌یابی یک گوینده این کار به سادگی قابل اجرا است. ولی استفاده از روش فوق در حالت جهت‌یابی چند گوینده دارای پیچیدگی زیادی می‌باشد. زیرا در این حالت می‌بایست تابع همبستگی را برای تمام حالات انتخاب‌های  $\mathbf{P}$  تایی از مجموعه  $L$  عضوی دیکشنری زوایا محاسبه کنیم. برای رفع مشکل فوق، مسئله به صورت یک مسئله تنک مدل‌سازی می‌شود.

در مدل‌سازی تنک مسئله جهت‌یابی چند گوینده، بردار تنک  $\mathbf{b}$  را که عناصرش متناظر با اعضای دیکشنری زوایا می‌باشند به صورتی در نظر می‌گیریم که اگر گوینده‌ای در جهت  $\gamma_l$  قرار داشته باشد عنصر متناظر بردار فوق یک ( $b_l = 1$ ) و در غیر این صورت  $b_l = 0$  باشد. به عنوان مثال اگر دیکشنری زوایا مطابق دایره‌های موجود در شکل (۱) باشند و دایره‌هایی که داخلشان آدمک قرار گرفته است محل گوینده‌ها باشند با فرض اینکه زاویه‌ها از کوچک به بزرگ تنظیم شده باشند بردار تنک متناظر به صورت  $\mathbf{b} = [0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0]^T$  خواهد بود.

در الگوریتم TCS و الگوریتم پیشنهادی PCS، بجای تخمین جهت گوینده‌ها، بردار تنک تخمین زده می‌شود و مقادیر دیکشنری متناظر با مقادیر غیر صفر بردار تنک، به عنوان جهت‌های گوینده‌ها انتخاب می‌شود.

مدل‌سازی در حوزه فاز طیف فرکانسی دارای سه مزیت عمده نسبت به مدل‌سازی در حوزه زمان می‌باشد. اولین مزیت به عدم نیاز به تمام نمونه‌های فاز طیف فرکانسی سیگنال سنسور مرجع می‌باشد. با توجه به (۱۷)، برای بازسازی فاز فرکانس  $f$  ام سیگنال سنسور  $q$  ام تنها به فاز فرکانس متناظر سیگنال سنسور مرجع نیاز می‌باشد. در حالی که بخواهیم تنها تعداد کمی از نمونه‌های فاز یف فرکانسی را برای یافتن بردار تنک  $b$  استفاده کنیم خاصیت فوق باعث می‌شود که در روش پیشنهادی PCS برخلاف روش TCS به تمام نمونه‌های سیگنال سنسور مرجع نیاز نداشته باشیم. مزیت دوم روش پیشنهادی سادگی اعمال تأخیر برای بازسازی سیگنال سنسورها از روی سیگنال سنسور مرجع می‌باشد. در (۱۷) اعمال تأخیر به سیگنال سنسور اول تنها با جمع کردن مقدار متناظر با تأخیر با فاز طیف سیگنال سنسور مرجع انجام می‌گیرد. این عمل باعث کاهش حجم محاسبات نسبت به روش TCS می‌شود. در نهایت مزیت سوم، عدم نیاز به تقریب زدن تأخیرها با نزدیک‌ترین عدد مضرب صحیح از فاصله بین نمونه‌ها می‌باشد. در (۱۷) مقدار تأخیر هر عددی می‌تواند باشد. بنابراین در الگوریتم پیشنهادی محدودیتی در مورد فاصله سنسورها وجود ندارد و نیازی به عملیات افزایش و کاهش نمونه‌ها نیست.

با استفاده از بازسازی فاز سیگنال سنسورها از روی فاز سیگنال سنسور مرجع، مدل تنک روش PCS به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$Z_q = (\psi_q) b \quad (18)$$

که  $Z_q = [Z_q(f_1) \ Z_q(f_2) \ \dots \ Z_q(f_F)]^T$  بردار متشکل از فاز طیف سیگنال سنسور  $q$  ام می‌باشد که  $F$  تعداد بین‌های فرکانسی می‌باشد. همچنین  $\psi_q$  ماتریس متشکل از بازسازی فاز طیف سیگنال سنسور  $q$  ام به ازای مقادیر مختلف دیکشنری زوایا می‌باشد. مقادیر ستون  $l$  ام ( $l = 1, 2, \dots, L$ ) ماتریس فوق به صورت زیر می‌باشد:

$$\{\psi_q\}_l = \begin{bmatrix} Z_1(f_1) + 2\pi f_1 \tau_q(\gamma_l) \\ Z_1(f_2) + 2\pi f_2 \tau_q(\gamma_l) \\ \vdots \\ Z_1(f_F) + 2\pi f_F \tau_q(\gamma_l) \end{bmatrix} \quad (19)$$

با توجه به تعریف بردار تنک  $b$ ، تعداد عناصر غیر صفر بردار فوق در حالت ایده‌آل برابر با تعداد گوینده‌ها می‌باشد. با توجه به مطالب بخش دوم در مورد تعداد نمونه‌های فشرده برای بازسازی بردار تنک، می‌توان نتیجه گرفت که برای تخمین بردار تنک  $b$  از روی رابطه (۱۸)، نیازی به تمام نمونه‌های بردار  $Z_q$  نمی‌باشد و می‌توان بر اساس تئوری نمونه برداری فشرده، تنها تعداد کمی از نمونه‌های بردار فوق را برای

سنسورها از روی سیگنال سنسور مرجع، به تمام نمونه‌های سیگنال سنسور مرجع نیاز داریم. بازسازی تمام نمونه‌های سیگنال سنسورها باعث افزایش حجم محاسبات خواهد شد. روش پیشنهادی PCS علاوه بر اینکه به تمام نمونه‌های سیگنال سنسور مرجع نیاز ندارد نیازی به بازسازی تمام نمونه‌های سیگنال دیگر سنسورها نیز ندارد. بنابراین حجم محاسبات نسبت به روش TCS کاهش خواهد یافت.

علاوه بر این در روش TCS تأخیرهای متناظر با دیکشنری زوایا در حوزه زمان اعمال شده است که دارای حجم محاسباتی زیادی می‌باشد. در روش پیشنهادی PCS، تأخیرها را در حوزه فاز طیف فرکانسی اعمال می‌کنیم. در حوزه فاز، تأخیر فوق با اضافه کردن یک عدد اعمال می‌شود که باعث کاهش حجم محاسبات نسبت به روش TCS می‌شود.

در روش TCS برای بازسازی از (۱۳) استفاده می‌شود. با توجه به اینکه در عمل پردازش روی نمونه‌های سیگنال انجام می‌گیرد برای پیاده کردن (۱۳)، می‌بایست مقادیر تأخیرها مضرب صحیحی از فاصله نمونه‌ها باشند. بدین منظور مقادیر تأخیرها را با نزدیک‌ترین مقادیر که مضرب صحیحی از فاصله نمونه‌ها باشند تقریب می‌زنند. این تقریب باعث کاهش دقت جهت‌یابی می‌شود. یک راه حل برای جلوگیری از کاهش دقت، افزایش و کاهش نمونه‌ها می‌باشد. بدین صورت که ابتدا تعداد نمونه‌های سیگنال را با روش‌های افزایش نمونه<sup>۹</sup> افزایش داده و سپس تأخیرها را در سیگنال جدید اعمال کرده و در ادامه تعداد نمونه‌ها به مقدار قبلی برگردانده می‌شود. این کار اگرچه تا حدی از کاهش دقت ناشی از تقریب تأخیرها جلوگیری می‌کند، ولی باعث افزایش حجم محاسبات می‌شود. راه حل دیگر جلوگیری از کاهش دقت، محدود کردن چیدمان سنسورها می‌باشد بطوری که تأخیرهای متناظر با دیکشنری زوایا به مضرب‌های صحیحی از فاصله نمونه‌های سیگنال نزدیک‌تر شود. این راه حل هم باعث افزایش اندازه آرایه می‌شود و برای گوینده‌های نزدیک‌تر نمی‌توان مسئله را دوردست در نظر گرفت. در الگوریتم پیشنهادی PCS با مشکلات فوق روبرو نیستیم. در ادامه روش پیشنهادی PCS را شرح می‌دهیم.

با جایگذاری دیکشنری زوایا به جای زوایای واقعی در (۱۳) و تبدیل فوریه گرفتن از طرفین آن، به رابطه زیر می‌رسیم:

$$Z_q(f) = Z_1(f) e^{j2\pi f \tau_q(\gamma_p)} \quad (16)$$

فاز طیف سیگنال سنسور  $q$  ام فرکانس  $f$  به صورت زیر می‌باشد:

$$Z_q(f) = Z_1(f) + 2\pi f \tau_q(\gamma_p) \quad (17)$$

در روش پیشنهادی PCS، به جای مدل‌سازی مسئله در حوزه زمان، مدل‌سازی را در حوزه فاز طیف فرکانسی سیگنال‌ها انجام می‌دهیم.

در عمل به خاطر وجود نویز محیط، رابطه (۲۳) به صورت زیر می‌باشد:

$$H = \theta b + U \quad (27)$$

که در رابطه فوق  $U$  بردار نویز اضافه شده به نمونه‌های فشرده فاز سیگنال سنسورها می‌باشد. بردار نویز فوق را گوسی با میانگین صفر و ماتریس کوواریانس  $\delta^2 I$  فرض می‌کنیم که  $\delta^2$  واریانس نویز و  $I$  ماتریس واحد  $RQ \times RQ$  می‌باشد. در این حالت باید الگوریتمی انتخاب کرد که علاوه بر اینکه تنگی مسئله را مینیمم کند اثر نویز را نیز حذف کند. الگوریتم Dantzig selector از جمله این الگوریتم‌ها است که برای مینیمم‌سازی نرم واحد بردار تنک در حضور نویز پیشنهاد شده است [۲۳]. این الگوریتم برای بردارهایی با ابعاد بزرگ، حجم محاسبات کمی دارد. با استفاده از الگوریتم Dantzig selector مسئله تخمین بردار تنک  $b$  به حل مسئله مینیمم‌سازی محدب زیر تبدیل می‌شود:

$$\hat{b} = \underset{b}{\operatorname{argmin}} \|b\|_1 \quad \text{s.t.} \quad \|H^T(H - \theta b)\|_\infty \leq \varepsilon \delta \quad (28)$$

که  $\delta$  انحراف معیار نویز اضافه شده به مدل می‌باشد. با انتخاب  $\varepsilon = \sqrt{2 \log(L)}$ ، با احتمال زیاد، مقدار بردار تنک  $b$  به طور صحیح تخمین زده می‌شود [۱۶].

با توجه به مطالب بالا مراحل روش پیشنهادی PCS برای جهت‌یابی چند گوینده به صورت زیر می‌باشد:

الف اختصاص دیکشنری زوایا برای جهت‌های احتمالی گوینده‌ها

ب انتخاب سنسور موجود در مبدأ مختصات به عنوان سنسور مرجع

ج تبدیل فوریه گرفتن و محاسبه فاز طیف فرکانسی سیگنال سنسورها

د نمونه برداری فشرده از نمونه‌های فاز طیف سیگنال‌های سنسورها

ه بازسازی فاز نمونه‌های فشرده سنسورها از روی فازهای نمونه‌های

فشرده سیگنال سنسور مرجع

و تشکیل مدل تنک (۲۳)

ز حل مسئله بهینه‌سازی محدب (۲۸) و انتخاب جهت‌های متناظر با

پیک‌های بردار تنک  $b$  به عنوان جهت گوینده‌ها

## ۵- نتایج شبیه‌سازی

در این بخش نتایج شبیه‌سازی‌های انجام گرفته جهت نشان دادن دقت روش پیشنهادی PCS در مقایسه با روش مرجع TCS نشان داده می‌شود. بدین منظور نتایج شبیه‌سازی‌ها را طی سه بخش ارائه می‌کنیم. در بخش اول شبیه‌سازی‌های مربوط به مقایسه تابع همبستگی در حوزه زمان و فاز طیف ارائه خواهد شد در ادامه نتایج مربوط به دقت جهت-یابی دو گوینده بیان شده و در نهایت نتایج مربوط به حجم محاسبات

پردازش استفاده کرد. بدین منظور با ضرب ماتریس نمونه بردار  $\phi_q$ ، تعداد کمی از نمونه‌ها را انتخاب کرده و به صورت بردار نشان می‌دهیم.

$$H_q = (\phi_q)(z Z_q) \quad (20)$$

که  $\phi_q$  ماتریس انتخاب‌گر می‌باشد. اگر تعداد نمونه‌های فاز انتخابی در مرحله نمونه برداری فشرده را با  $R$  نمایش دهیم ماتریس  $\phi_q$  از بعد  $R \times F$  خواهد بود. با جایگذاری (۱۸) در (۲۰)، مدل تنک نهایی به صورت زیر تبدیل می‌شود:

$$H_q = \theta_q b \quad (21)$$

که  $\theta_q = (\phi_q)(z \psi_q)$  و از بعد  $R \times L$  می‌باشد. اگر فازهای انتخابی از سنسور  $q$  ام توسط ماتریس انتخاب کننده  $\phi_q$ ، فازهای فرکانس‌های  $\{f_{1,q}^{CS}, f_{2,q}^{CS}, \dots, f_{R,q}^{CS}\}$  باشند عناصر ستون  $l$  ام ماتریس  $\theta_q$  به صورت زیر خواهند بود:

$$\{\theta_q\}_l = \begin{bmatrix} 4Z_1(f_{1,q}^{CS}) + 2\pi f_{1,q}^{CS} \tau_q(\gamma_l) \\ 4Z_1(f_{2,q}^{CS}) + 2\pi f_{2,q}^{CS} \tau_q(\gamma_l) \\ \vdots \\ 4Z_1(f_{R,q}^{CS}) + 2\pi f_{R,q}^{CS} \tau_q(\gamma_l) \end{bmatrix} \quad (22)$$

مشاهده می‌شود که برای تشکیل ماتریس  $\theta_q$  تنها به  $R$  نمونه فازی از فازهای طیف سیگنال سنسور نیاز داریم. در نتیجه برای تشکیل ماتریس مربوط به تمام سنسورها  $(q = 1, 2, \dots, Q)$  حداکثر به  $RQ$  نمونه فازی از سیگنال سنسور مرجع نیازمندیم.

با تشکیل مدل‌های رابطه (۲۱) برای تمام سنسورها و ترکیب آن‌ها به مدل زیر می‌رسیم:

$$H = \theta b \quad (23)$$

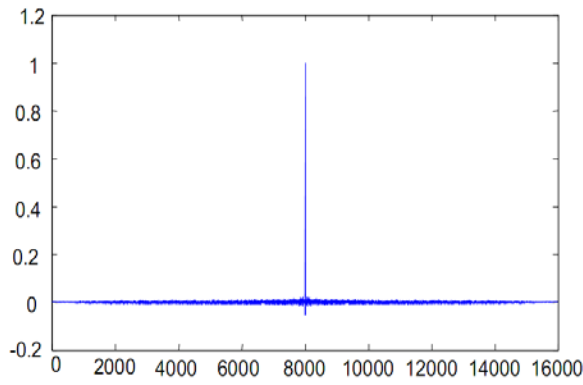
که در رابطه فوق بردار  $H$  و ماتریس  $\theta$  به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\theta = [\theta_1^T \ \theta_2^T \ \dots \ \theta_P^T]^T \quad (24)$$

$$H = [H_1^T \ H_2^T \ \dots \ H_P^T]^T \quad (25)$$

با توجه به تعاریف فوق در رابطه (۲۳)، بردار  $H$  بردار  $RQ \times 1$  بعدی متشکل از نمونه‌های فشرده فازی طیف سیگنال تمام سنسورها،  $\theta$  ماتریس  $RQ \times L$  بعدی متشکل از نمونه‌های فشرده فازی بازسازی شده تمام سنسورها به ازای دیکشنری زوایا و  $b$  بردار تنک متناظر با دیکشنری زوایا می‌باشد. حال می‌توان با روش‌های مینیمم‌سازی نرم واحد، مقدار بردار تنک  $b$  را تخمین زد. در این حالت بردار تنک به صورت مسئله مینیمم‌سازی زیر تخمین زده می‌شود:

$$\hat{b} = \underset{b}{\operatorname{argmin}} \|b\|_1 \quad \text{s.t.} \quad H - \theta b \quad (26)$$



شکل (۳): تابع خود همبستگی فازی سیگنال‌های گفتار

حال نتایج شبیه‌سازی‌های مربوط به دقت جهت‌یابی را بیان می‌کنیم. در این شبیه‌سازی‌ها، دقت جهت‌یابی روش پیشنهادی PCS با روش TCS مقایسه می‌شود. در شبیه‌سازی‌ها، دیکشنری زوایا را بین ۱ تا ۱۸۰ درجه با دقت یک درجه انتخاب می‌کنیم. الگوریتم مورد نظر ۲۰۰ بار تکرار می‌شود که در هر بار زوج سیگنال‌ها به صورت تصادفی از بانک سیگنال برداشته می‌شود. نتایج حاصله میانگین نتایج تکرارهای فوق می‌باشد. سیگنال‌های رسیده به سنسورها مدل‌سازی شده و نویز سفید گوسی ۲۰dB به سیگنال سنسورها اضافه می‌شود.

در شبیه‌سازی‌های مربوط به روش TCS ابتدا کل نمونه‌های سیگنال سنسور مرجع (۸۰۰۰ نمونه) را انتخاب کرده و سیگنال دیگر سنسورها را از روی این نمونه‌ها بازسازی می‌کنیم. در ادامه از هر کدام از سیگنال‌های بازسازی شده و همچنین از سیگنال واقعی سنسورها تعداد  $R = 15$  نمونه فشرده را به صورت تصادفی انتخاب می‌کنیم. طبق مطالب مطرح شده در بخش ۲، تعداد نمونه‌های فشرده باید از  $2 \log_2 \left( \frac{180}{2} \right)$  بیشتر باشد. بنابراین انتخاب ۱۵ نمونه فشرده شرط فوق را برآورده می‌کند.

در شبیه‌سازی‌های مربوط به روش پیشنهادی PCS ابتدا از سنسور مرجع ۱۵ ضربدر تعداد سنسورها نمونه برمی‌داریم و از روی این نمونه‌ها، نمونه‌های فشرده فاز سیگنال دیگر سنسورها را بازسازی می‌کنیم. در نهایت از هر کدام از سیگنال واقعی سنسورها تعداد ۱۵ نمونه فازی انتخاب کرده و مدل‌سازی تنک مسئله را انجام می‌دهیم.

شبیه‌سازی‌های این بخش روی دو نوع آرایه سنسوری انجام می‌شود. در آرایه سنسوری کوچک تعداد ۵ سنسور با فاصله ۵ سانتی‌متر از همدیگر روی محور افقی طوری قرار می‌گیرند که سنسور اول (سنسور مرجع) روی مبدأ مختصات قرار گرفته و دیگر سنسورها در طرفین این سنسور قرار گیرند. منابع روی دایره‌ای به شعاع ۱۵۰ سانتی‌متر و در زوایای ۸۰ و ۱۲۰ درجه نسبت به محور افقی قرار گرفته‌اند.

بیان می‌شود. سیگنال‌های مورد استفاده در شبیه‌سازی‌ها از بانک سیگنال‌های موجود به طول نیم ثانیه و فرکانس نمونه‌برداری ۱۶ کیلوهرتز انتخاب می‌شوند.

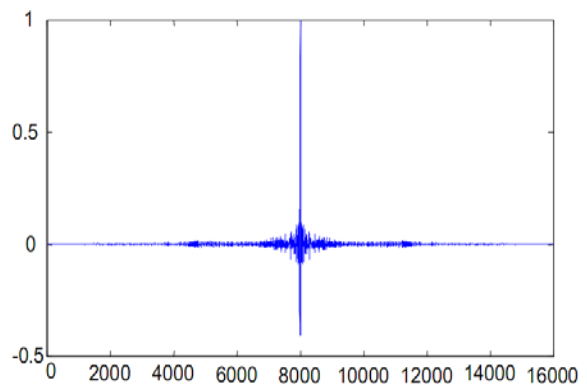
در بخش‌های قبلی بیان شد که روش TCS و روش پیشنهادی PCS بر اساس ماکزیمم کردن همبستگی بین سینال بازسازی شده سنسورها و سیگنال واقعی سنسورها کار می‌کنند. بنابراین هرچه تابع همبستگی دو سیگنال تیزتر باشد به همان اندازه عملکرد روش بهتر می‌شود. در روش TCS پردازش در حوزه زمان انجام می‌گیرد در حالی که در روش پیشنهادی PCS پردازش در حوزه فاز طیف فرکانسی انجام می‌گیرد. بر این اساس در اولین آزمایش تابع همبستگی دو حوزه زمان و فاز طیف برای سیگنال گفتار با همدیگر مقایسه می‌شود.

تابع همبستگی برای سیگنال  $s(i)$  با  $T$  نمونه به صورت زیر تخمین زده می‌شود [۲۴]:

$$r_{ss}(m) = \begin{cases} \sum_{i=1}^{T-i-1} s(i+m)s^*(i), & m \geq 0 \\ r_{ss}^*(-m), & m < 0 \end{cases} \quad (29)$$

بدیهی است که در محاسبه تابع همبستگی زمانی به جای پارامتر  $i$  مقادیر زمانی سیگنال و در محاسبه تابع همبستگی فازی به جای پارامتر  $i$  مقادیر فاز طیف فرکانسی در محدوده  $[0, 2\pi]$  قرار داده می‌شود.

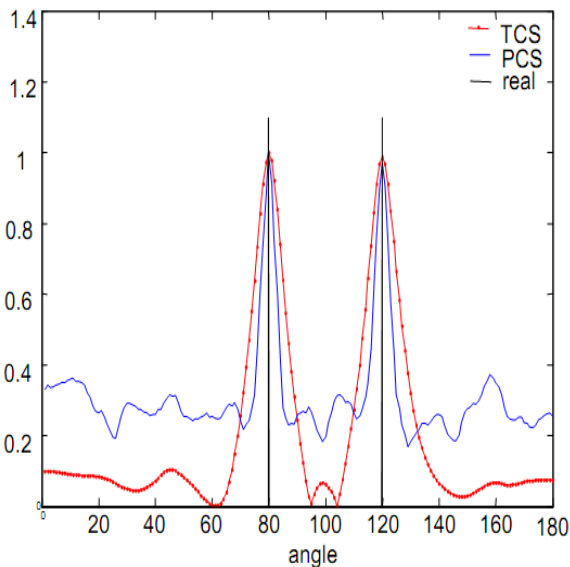
شکل (۲) میانگین تابع همبستگی زمانی ۳۰ سیگنال گفتار را نشان می‌دهد. همچنین تابع فوق برای حوزه فاز طیف فرکانسی در شکل (۳) نشان داده شده است. از مقایسه دو شکل پیداست که تابع همبستگی فازی نسبت به تابع همبستگی زمانی تیزتر می‌باشد. تیز بودن تابع همبستگی فازی نسبت به زمانی باعث می‌شود همبستگی بین سیگنال‌های بازسازی سنسورها از روی مقادیر زاویه‌های گوینده‌ها با سیگنال واقعی سنسورها بیشتر از همبستگی بین سیگنال‌های بازسازی شده سنسورها از روی زاویه‌های اشتباه گوینده‌ها با سیگنال واقعی سنسورها باشد. در نتیجه دقت جهت‌یابی در حوزه فاز بیشتر از حوزه زمان خواهد بود.



شکل (۲): تابع خود همبستگی زمانی سیگنال‌های گفتار



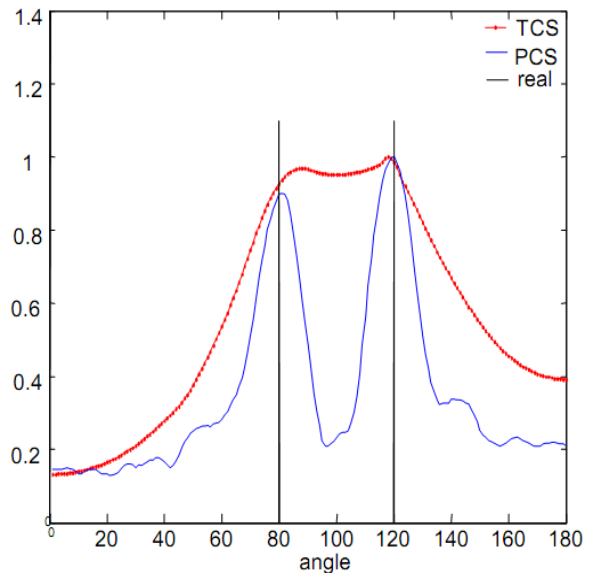
می‌شود. منابع روی دایره‌ای به شعاع ۲۵۰۰ سانتی‌متری و در زوایای ۸۰ و ۱۲۰ درجه نسبت به همدیگر قرار گرفته‌اند. نتایج جهت‌یابی برای آرایه سنسوری بزرگ در شکل (۵) نشان داده شده است. مشاهده می‌کنیم که تقریباً هر دو روش PCS و TCS به خوبی توانسته‌اند جهت گوینده‌ها را تخمین بزنند. دلیل اینکه روش TCS برخلاف آزمایش قبلی توانسته است جهت‌ها را تخمین بزند این است که در آرایه سنسوری بزرگ، فاصله سنسورها بیشتر می‌باشد و خطای ناشی از تقریب تأخیرهای متناظر با دیکشنری زوایا با نزدیک‌ترین مضرب صحیح فاصله بین سنسورها، خیلی کمتر شده است. نتیجه دیگری که از شکل فوق می‌گیریم این است که پیک‌های روش پیشنهادی PCS نیزتر از روش TCS می‌باشد. این به معنی دقت بیشتر روش پیشنهادی می‌باشد.



شکل (۵): مقایسه دقت جهت‌یابی روش TCS و روش پیشنهادی PCS برای آرایه سنسوری بزرگ

در نهایت در آخرین آزمایش‌ها، نتایج مربوط به زمان اجرای دو الگوریتم PCS و TCS را ارائه می‌کنیم. الگوریتم‌ها روی کامپیوتر شخصی با CPU برابر با 2.8G و RAM برابر با 2G اجرا می‌شود. در جدول (۱) متوسط زمان اجرا برنامه دو الگوریتم PCS و TCS بر حسب ثانیه نشان داده شده است. نتایج برای دو نوع آرایه بزرگ و آرایه کوچک ارائه شده است. نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم PCS بیش از پنج برابر سریع‌تر از الگوریتم TCS می‌باشد. اولین علت این، سادگی اعمال تأخیر در هنگام بازسازی سیگنال سنسورهای دیگر از روی سیگنال سنسور مرجع در روش پیشنهادی PCS می‌باشد که تنها با جمع کردن عدد

نتایج حاصل از این شبیه‌سازی‌ها در شکل (۴) نشان داده شده است. در شکل فوق محور افق مقادیر دیکشنری زوایا و محور عمودی مقدار تخمین بردار تنک  $b$  را نشان می‌دهد. منحنی خط چین مقادیر تخمینی مربوط به روش TCS و منحنی خط کامل مقادیر تخمینی روش پیشنهادی PCS را نشان می‌دهد. مشاهده می‌کنیم که روش TCS نتوانسته است جهت گوینده‌ها را تخمین بزند. یکی از دلایل این، پهن‌تر بودن تابع همبستگی سیگنال گفتار در حوزه زمان می‌باشد. چنانکه در بخش ۵ گفتیم در روش TCS مقادیر تأخیرهای متناظر با دیکشنری زوایا با نزدیک‌ترین مقادیری که مضرب صحیحی از فاصله نمونه‌ها باشند تقریب زده می‌شود. وقتی فاصله سنسورها کم باشد این تقریب با خطای زیادی روبرو می‌شود. خطای زیاد باعث می‌شود که جهت گوینده‌ها قابل تشخیص نباشد.



شکل (۴): مقایسه دقت جهت‌یابی روش TCS و روش پیشنهادی PCS برای آرایه سنسوری کوچک

در شکل (۴) مشاهده می‌کنیم که روش پیشنهادی PCS برخلاف روش TCS نتوانسته است جهت هر دو گوینده را به خوبی تخمین بزند. دلیل این امر این است که در روش پیشنهادی PCS مدل‌سازی تنک در حوزه فاز طیف سیگنال انجام می‌گیرد. که در این حوزه هم نیازی به تقریب مقادیر تأخیرها نمی‌باشد و هم تابع همبستگی تیزتر می‌باشد. در ادامه نتایج جهت‌یابی دو گوینده را برای آرایه سنسور بزرگ ارائه می‌کنیم. در این شبیه سازی یازده سنسور خطی به فاصله ۲۵ سانتی‌متر از همدیگر روی محور افق قرار داده می‌شوند که سنسور اول روی مبدأ مختصات قرار گرفته و به عنوان سنسور مرجع در نظر گرفته

- [6] M. Viberg and B. Ottersten, "Sensor array processing based on subspace fitting," IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 39, no. 5, pp. 1110–1121, May 1991.
- [7] M. A. Doron, A. J. Weiss, and H. Messer, "Maximum-likelihood direction finding of wide-band sources," IEEE Transaction on Signal Processing., vol. 41, no. 1, pp. 411–414, Jan. 1993.
- [8] J. C. Chen, R. E. Hudson, and K. Yao, "Maximum-likelihood source localization and unknown sensor location estimation for wideband signals in the near-field," IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 50, no. 8, pp. 1843–1854, Aug. 2002.
- [9] J.E. Evans, J.R. Johnson, D.F. Sun, "Application of advanced signal processing techniques to angle of arrival estimation in navigation and surveillance systems," Technical Report 582, MIT Lincoln Laboratory, 1982.
- [10] G. Su, M. Morf, "The signal subspace approach for multiple wideband emitter location," IEEE Transactions on Acoustic Speech and Signal Processing, vol.31, no.6, ASSP-31 pp.1502–1522, Dec. 1983
- [11] J. Huang, N. Ohnishi, and N. Sugie, "A biomimetic system for localization and separation of multiple sound sources," IEEE Transactions on Instrumentation Measurement. vol. 44, no.3, pp. 733–738, Jun. 1995.
- [12] B. Berdugo, J. Rosenhouseb, H. Azhari, "Speakers' direction finding using estimated time delays," Signal Processing vol. 82, no.1, pp.19–30, Sep. 2002.
- [13] M. Atashbar, S. Mehdizadeh, and M. H. Kahaei, "Speakers' Direction-of-Arrival Finding for Distance Learning Applications," IST2005, vol. 2, pp. 805-810, 2005.
- [14] D. Malioutov, M. Cetin, and A. S. Willsky, "A sparse signal reconstruction perspective for source localization with sensor arrays," IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 53, no. pp. 3010–3022, 2005.
- [15] D. Model and M. Zibulevsky, "Signal reconstruction in arrays using sparse representations," Signal Processing, sensor 86, no. 3, pp. 624–638, 2006. vol.
- [16] A. C. Gurbuz and V. Cevher, "A compressive beamforming method." IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, (ICASSP 2008) , pp. 2617-2620, 2008
- [17] D. H. Johnson and D. E. Dudgeon, Array Signal Processing: Concepts and Techniques, Prentice Hall, 1993.
- [18] R. G. Baraniuk, "Compressive Sensing," IEEE Signal Processing Magazine, vol.25, no.4, pp. 118-124, Jul. 2007
- [19] T. V. Sreenivas and W. B. Kleijn, "Compressive sensing for sparsely excited speech signals," IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, (ICASSP2009) , pp. 4125–4128, 2009
- uncertainty [20] E. Candès, J. Romberg, and T. Tao, "Robust from highly incomplete principles: Exact signal reconstruction IEEE Transactions on Information frequency information," pp. 489–509, Feb. 2006. Theory, vol. 52, no. 2, from partial [21] J. Tropp and A.C. Gilbert, "Signal recovery pursuit," online available information via orthogonal matching on : [www.math.lsa.umich.edu/~annacg/papers/TG05-Signal-Recovery.pdf](http://www.math.lsa.umich.edu/~annacg/papers/TG05-Signal-Recovery.pdf)
- from noisy [22] J. Haupt and R. Nowak, "Signal reconstruction Theory, random projections," IEEE Transactions on Information Theory, vol. 52, no. 9, pp. 4036–4048, Sept. 2006.

متناظر با تأخیر صورت می‌گیرد. برخلاف روش پیشنهادی، در روش TCS این کار با روش‌های ایجاد شیفت و یا کانولوشن دو تابع انجام می‌گیرد که محاسبات زیادی دارد. علت دیگر این است که در روش پیشنهادی PCS برخلاف روش TCS از تمام نمونه‌های سیگنال سنسور مرجع استفاده نمی‌شود.

جدول (۱): متوسط زمان اجرای برنامه الگوریتم‌ها

روش TCS	روش پیشنهادی PCS
۲۸/۲۶۴۴	۵/۱۰۶۵
۱۳/۲۱۸۲	۲/۱۴۷۱

## ۶- نتیجه گیری

در این مقاله الگوریتم PCS برای جهت‌یابی گوینده‌ها پیشنهاد شد. الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتم TCS حجم محاسبات کمی دارد و برخلاف الگوریتم فوق از تمام نمونه‌های سیگنال سنسور مرجع استفاده نمی‌کند. الگوریتم پیشنهادی علاوه بر اینکه تنها از تعداد کمی نمونه‌های سیگنال سنسورها استفاده می‌کند نسبت به اندازه آرایه سنسوری نیز حساسیت ندارد. نتایج شبیه سازی نشان داد که برای فاصله سنسورهای کوچک و بزرگ قابل استفاده است.

## تقدیر و تشکر

نویسندگان این مقاله از حمایت‌های مرکز تحقیقات مخابرات ایران تقدیر و تشکر می‌نمایند.

## مراجع

- [۱] محمود آتشبار و محمدحسین کهائی «طراحی الگوریتم جدید TFCS برای جهت‌یابی چند گوینده» نشریه مهندسی برق و مهندسی کامپیوتر ایران، سال ۶، شماره ۴، ص. ۲۸۷–۲۹۳، زمستان ۱۳۸۷
- [2] H. Krim and M. Viberg, "Two decades of array signal processing research: the parametric approach," IEEE Signal Processing Magazine , vol. 13, no. 4, pp. 67-94, Jul. 1996.
- [3] I. Ziskind and M. Wax, "Maximum likelihood localization of multiple sources by alternating projection," IEEE Transactions on Acoustic, Speech and Signal Processing., vol. 36, no. 10, pp. 1553–1560, Oct. 1988.
- [4] R. O. Schmidt, "Multiple emitter location and signal parameter estimation," IEEE Transactions on Antennas and Propagation, vol. AP-34, no. 3, pp. 276–280, Mar. 1986.
- [5] R. Roy and T. Kailath, "ESPRIT-estimation of signal parameters via rotational invariance techniques," IEEE Transactions on Acoustic, Speech and Signal Processing, vol. 37, no. 7, pp. 984–995, Jul. 1989.

[23] E. Candes and T. Tao, "The Dantzig Selector: Statistical estimation when  $p$  is much larger than  $n$ ," Ann. Statist. vol. 35, pp.2313–2351, 2007

[24] A. Papoulis, S. Unnikrishna Pillai : Probability, Random Variables, and Stochastic Processes. McGraw-Hill, 4rd edition, 2002.

۱۲- زیر نویس ها

- 1 . Subspace
- 2 . Signal Noise Ratio
- 3 . Time Difference of Arrival
- 4 . Onset
- 5 . Compressive Sampling
- 6 . Time Compressive Sampling
- 7 . Phase Compressive Sampling
- 8 . Phase Wrapping
- 9 . Up Sampling