## به نام خدا





**BSS** 

Hw-2

محمدرضا آراني

810100511

دانشگاه تهران

1401/12/23

## جدول محتويات

بخش-1:	3
سوال–1:	3
سوال–2:	
سوال–3:	
سوال–4:	
سوال–5:	
سوال–6:	
بخش–2:	
سوال–1:	
سوال–2:	
سوال–3:	
سوال–4:	
سوال–5:	

### بخش-1:

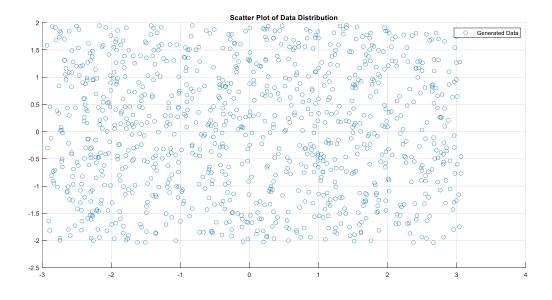
را که یک فرآیند تصادفی دارای توزیع یکنواخت بین  $S_1$  می باشد با  $S_1$  نمونه و T=1000 منبع  $S_2$  را که یک فرآیند تصادفی دارای توزیع یکنواخت بین  $S_2$  می باشد با  $S_2$  نمونه منبع را که یک فرآیند تصادفی دارای توزیع یکنواخت بین  $S_2$  بند. این دو منبع را به تولید کنید. در صورت وجود میانگین در منابع، میانگین منابع را حتما صفر کنید. این دو منبع را به صورت خطی و آنی توسط ماتریس مخلوط کننده  $A = \begin{bmatrix} 1 & -2 \\ 2 & -1 \\ 3 & -2 \end{bmatrix}$  ترکیب کنید و مشاهدات  $X_2$  و  $X_3$  را تولید کنید.

$$X_{3\times T} = A_{3\times 2} \, S_{2\times T}$$

#### سوال–1:

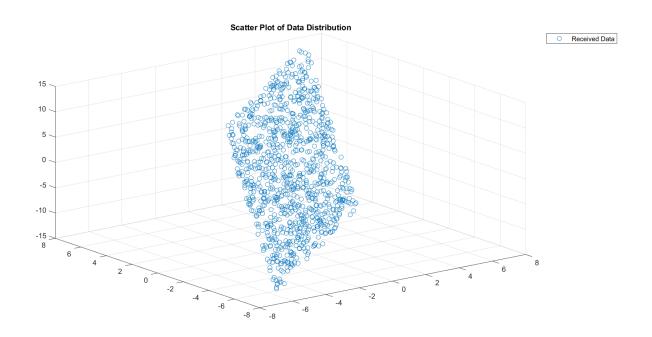
أ) پراکندگی مشاهدات را در فضای سه بعدی (دستور scatter3) رسم کنید. همان طور که مشاهده می کنید با این که مشاهدات سه بعدی هستند، اما عملا در یک فضای دو بعدی پراکنده شده اند. با محاسبه کنید با این که مشاهدات سه بعدی هستند، اما عملا در یک فضای دو بعدی پراکنده شده اند. با محاسبه ی ماتریس  $R_{\chi}$  و اعمال تحلیل PCA (توسط دستور eig) ماتریس بردارهای ویژه  $R_{\chi}$ ) و ماتریس قطری مقدار ویژه  $R_{\chi}$ ) را به دست آورید.

#### در اینجا ابتدا دادهها را تولید می کنیم:



شكل 1

سپس با استفاده از ماتریس مخلوط کننده، دادههای منبع را به گیرنده (یا همان فضای جدید) میبریم:



شكل 2

با توجه به توزیع به دست آمده، داده بیشتر در صفحهی خاصی قرارگرفته و انگار در یک دستگاه مختصات 2 بعدی قابل بیان بوده و نیازی به 3 بعد برای بیان مختصات دادهها نیست. در واقع انگار رنک ماتریس مخلوط کنندهی A برابر 2 است که خروجی دادههای ورودی به آن در 2 بعد توزیع شده اند.

• می توان یک صفحه ای پیدا کرد که داده ها در آن قابل بیان بوده و از 3 بعد به 2 بعد برسیم.

برای پیداکردن این صفحه از تحلیل PCA یا همان Principal component برای پیداکردن این صفحه از تحلیل analysis

این تحلیل تلاش می کند تا دستگاه مختصات جدید را طوری بیابد که از ترکیب خطی مترهای دستگاه مختصات قبلی استفاده کند و در دستگاه مختصات جدید که تعداد متر کمتری دارد، مثلا از 3 متر به 2 متر در این دستگاه مختصات، برسد. سعی بر آن است که این مترهای جدید نسبت به هم uncorrelated بوده و دادهها در آن جهتها بیشترین میزان واریانس و پراکندگی را داشته و در واقع قابل تمایز باشند.

با در نظر گرفتن این مسئله، تحلیل PCA در این فضا به حل یک مسئلهی بردار ویژه-مقدارویژه تقلیل می یابد.

با استفاده از دستور eig در متلب می توان به بردارهای ویژه و مقادیر ویژه متناسب رسید.

#### **Eigen-Vectors**

0.1961 0.9125 0.3589

0.7845 -0.3656 0.5010

-0.5883 -0.1833 0.7876

#### Eigen-Values

1.0e+04 \*

0.0000 0 0

0 0.1949 0

0 0 5.0065

#### Trace of D: 52013.8963 and Trace of Rx: 52013.8963

#### سوال-2:

- ب) سعی کنید هر سه گزاره ی زیر را به صورت مفهومی درک کنید. بردار ویژه ها را متناظر با مقادیر ویژه از برگ به کوچک، به صورت  $u_2$  ،  $u_3$  و  $u_2$  ،  $u_3$  و  $u_4$  در نظر بگیرید.
- $u_3$  تصویری  $u_3$  این اتفاق یعنی داده ها در جهت  $u_3$  تصویری  $u_3$  این اتفاق یعنی داده ها در جهت  $u_3$  تصویری ندارند یا به عبارت دیگر پراکندگی ندارند. معادل ریاضی این گزاره یعنی  $u_3$
- بر ستون های ماتریس A عمود است زیرا این ستون ها هستند که داده ها را تولید کرده اند و در  $u_3$  \* واقع داده ها در فضای این ستون ها هستند. معادل ریاضی این گزاره یعنی  $u_3^T A = 0$
- و  $u_2$  و مان فضای ستون های ماتریس A یعنی  $u_1$  و  $u_2$  قرار دارند. معادل ریاضی این گزاره  $u_1$  یعنی  $u_2$  و  $u_3$  درایه های ماتریس  $u_3$  را به دست آورید.

مقادیر ویژه متناسب با بردارهای ویژه، در واقع واریانس دادهها در جهت آن بردار ویژه را نشان میدهند. در این مورد، در جهت بردار ویژهی سوم یعنی  $\mathbf{u}$  ما مقدار ویژهی نشان می2.9207e-12

در واقع u3 تشکیل دهندهی فضای nullity ما بوده و u1 و u2 فضای range ما را تشکیل میدهند و آن را span میکنند.

برای این تعادل داریم:

$$N + R = D$$

که در آن N همان P همان و R همان رنک ماتریس مخلوط کننده بوده و P بعد فضای دادههای خروجی است.

- قابل ذکر است که یک ماتریس با ابعاد 3 در 2 همواره دارای رنک کوچکتر مساوی 2 (بعد کوچکتر) است.
  - به وضوح می توان تعامد بین u3 و دادهها در بعد جدید را مشاهده کرد:

#### sum(abs(u3'\*Y)) = 5.9924e-13

• تعامد u3 بر ستونهای ماتریس A:

abs(u3'\*A) = 1.0 e-15\*[0.3053 0.3886]

ماتریس مربعی C به صورت زیر به دست میآید:

C:

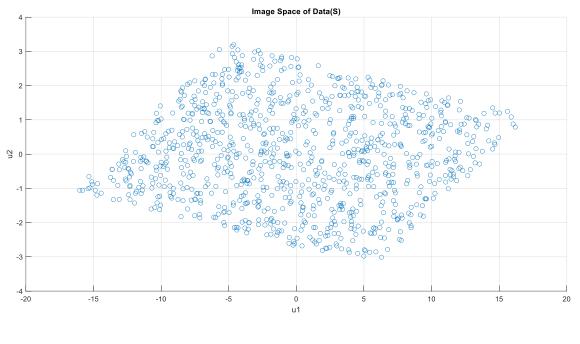
2.7938- 3.7235

1.0929- 0.3685-

که درواقع حاصل استفاده از pinv و سپس ضرب در A است.

## سوال-3:

ج) چون یکی از مقادیر ویژه صفر است می توان بدون از دست دادن هیچ گونه اطلاعاتی، داده ها را به فضای دو بعدی برد. ماتریسی که می تواند بُعد اضافی داده ها را حذف کند و همچنین آنها را در فضای جدید سفید کند به دست آورید  $Z_{2\times T}=B_{2\times 3}X_{3\times T}$ . داده های سفید کند به دست آورید  $Z_{2\times T}=B_{2\times 3}X_{3\times T}$ . داده های سفید شده کند.



شكل 3

## New eigen Vectors:

-0.0000 -1.0000

-1.0000 0.0000

## New eigen Values:

1.0e+04 \*

0.1949 0

0 5.0065

## سوال-4:

ی) تبدیل SVD را  $[Q,G,V^T]$ =svd(X) دی ماتریس مشاهدات اولیه به صورت  $(X=Q\ G\ V)$  اعمال SVD دید . رتبه (یا Rank) ماتریس X چند است؟ رابطه ی ماتریس Y با Y ماتریس Y با Y چیست؟

برای اینکه ماتریس سفید کننده را به دست بیاوریم داریم:

$$Z_w = W * Z; R_{Z_W} = Z'_w Z_w =>$$

$$R_{Z_W} = W * Z_w * Z'_w * W' = I; =>$$

$$R_{Z_W} = W * R_Z * W' = I \Longrightarrow$$

$$W * (R_z)^{\frac{1}{2}} * (R_z)^{\frac{1}{2}} * W' = I = >$$

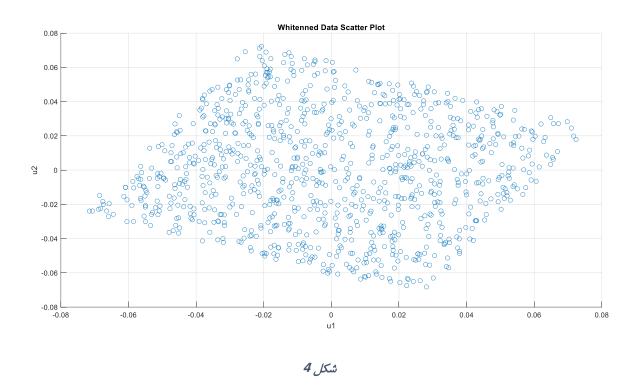
$$W = (R_z)^{-\frac{1}{2}}; =>$$

or we have:  $W = chol(inv(R_z))$ 

Rz\_whitenned

1.0000 -0.0000

-0.0000 1.0000



A = JO به خروجی SVD میرسیم که در آن SVD به خروجی SVD با استفاده از دستور SVD به خروجی USV'

در واقع در اینجا S یک ماتریس شامل مقادیر تکینی Aاست و  $SS^T$  به ما همان مقادیر ویژه A را میدهد.

همچنین Q همان U است که جای ستونهایش عوض شده است.

#### SQRT of Lambda:

0.0000 0 0

0 44.1498 0

0 0 223.7514

G is:

0 0 223.7514

0 44.1498 0

0.0000 0 0

می توان دید که این G دقیقا با رادیکال مقادیر ویژه برابر است.

بقیه مقادیر G برابر 0 اند.

می توان Z را توسط دو ستون از U توصیف کرد. ستون اول V همان سطر اول Z است با تغییر علامت.

ستون دوم V نیز مانند سطر دوم Z است. در واقع داریم:

Check = Z\*V;

disp(sum(sum(abs(Check)>1e-10)));

2

## سوال-5:

ه) در قسمت ب دیدیم که  $u_2$  و  $u_1$  در فضای ستون های ماتریس  $u_2$  و  $u_1$  و  $u_2$  و  $u_1$  و رود در در در در در در قسمت ب دیدیم که  $u_2$  و  $u_1$  و  $u_2$  و  $u_1$  و  $u_2$  و  $u_2$  و  $u_3$  و نیز در که سطرهای اول و دوم ماتریس  $u_2$  و ماتریس  $u_2$  و ماتریس  $u_3$  و ترار دارند. معادل ریاضی این گزاره یعنی فضای سطر های ماتریس  $u_2$  یعنی  $u_3$  و ترار دارند. معادل ریاضی این گزاره یعنی

$$S_{2\times T} = F_{2\times 2} \, Z_{2\times T}$$

درایه های ماتریس F را به دست آورید.

با توجه به این نتایج می توان دریافت که سیگنال منابع بر سطرهای سوم تا  $\mathsf{T}$ مُ ماتریس  $V^T$  عمود است.

 $F_z_w =$ 

47.9591 -24.1904

-16.1704 -32.2396

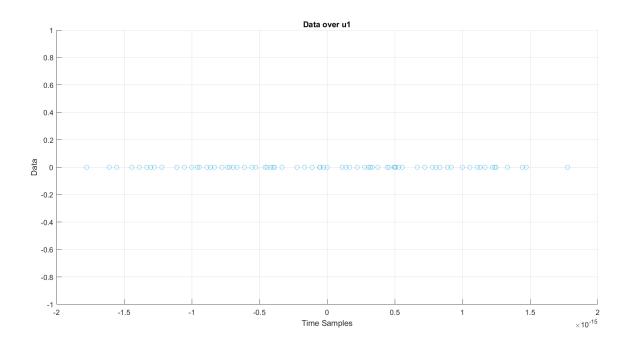
### سوال-6:

یعنی در واقع رنج هردو ماتریس (فضا) با هم برابر است.

و) اگر از ما بخواهند که بُعد داده های اولیه X را تا حد ممکن کاهش دهید به گونه ای که حداقل ۹۰ درصد انرژی کل مشاهدات ( $E_{tot}=E_1+E_2+E_3$ ) حفظ شود، چگونه این کار را انجام می دهید؟ داده ها را در فضای با بعد تقلیل یافته رسم کنید.

ترتیب وزنی دادهها روی محور های u1 تا u3 به صورت زیر است:

0.0000 0.0375 0.9625



شكل 5

صرفا کافیست که u1 را در نظر گرفته و دادهها رو نسبت به این محور رسم کنیم.

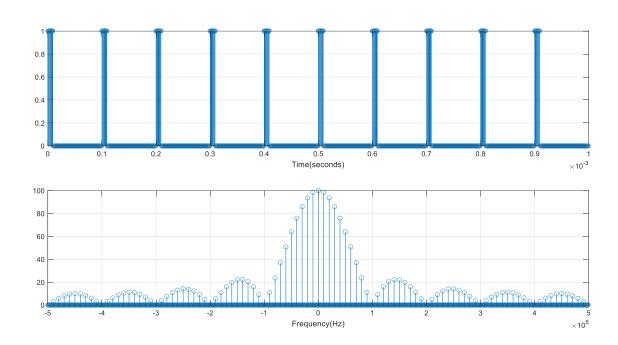
#### بخش-2:

۲- در گیرنده ای یک آرایه ی یکنواخت عمودی با M=10 المان و فواصل آنتن d=1 متر که سیگنال ها را با فرکانس fc=150 MHz پایین گذر می کند وجود دارد. دو منبع در زوایای ارتفاعی fc=150 C درجه وجود دارند. سیگنال زمانی پایین گذر شده این دو منبع به صورت زیر است.

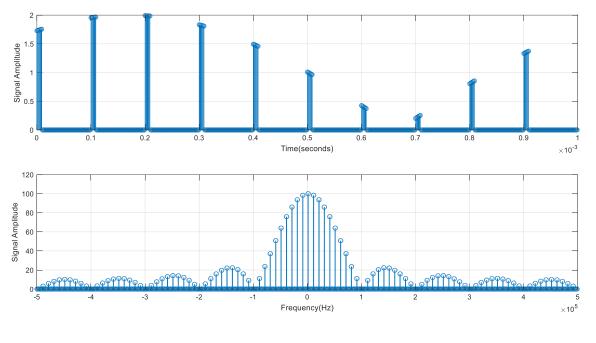
$$s_1(t) = exp(j2\pi f_1 t)$$
  $f_1 = 20 \text{ KHz}$ 

$$s_2(t) = exp(j2\pi f_2 t)$$
  $f_2 = 10 \, KHz$ 

فرض کنید گیرنده مجموع سیگنال پایین گذر شده منابع و نویز را به مدت  $\mathbf{1}$  میلی ثانیه و با فرکانس نمونه برداری  $f_s=1$  فرض کنید نویزگوسی است و مستقل از منابع با میانگین صفر و واریانس  $\mathbf{1}$  در هر آنتن به سیگنال اصلی پایین گذر شده اضافه می شود.



شكل 6



شكل 7

## سوال-1:

الف) فرمول بندی مساله را با دید جداسازی کور منابع بنویسید.

$$y_1(t) = s(t)$$
$$y_2(t) = s(t - \tau_2)$$
$$y_3(t) = s(t - \tau_3)$$

• • •

$$y_M(t) = s(t - \tau_M)$$

در واقع آنتن اول را مرجع فاز گرفته و بقیه آنتنها را بر حسب آن مینویسیم! توی گیرنده داریم:

$$s(t) = Re\{s_L(t)e^{j2\pi f_C t}\}\$$

که در آن  $S_L$  همان سیگنال پایین گذر ما است که توسط carrier در فرکانس باند میانی منتقل شده است.

برای بقیه آنتنها داریم:

$$s(t - \tau_i) = Re\{s_L(t - \tau_i)e^{j2\pi f_C(t - \tau_i)}\} =$$

$$= Re\{s_L(t - \tau_i)e^{j2\pi f_C(t)}e^{-j2\pi f_C(\tau_i)}\} =$$

$$Re\{s_L(t - \frac{d_i\sin(\theta)}{c})e^{j2\pi f_C(t)}e^{-j2\pi f_C(\frac{d_i\sin(\theta)}{c})}\}$$

در هر لحظه 10 نمونه دریافت می کنیم:

$$Y_{10*T} = a(\theta)_{10*1} s_{L_{1*T}};$$

حالا اینحا ما اومدیم دریافتی رو بر حسب یه سری المان رنک 1 نوشتیم!

حالا ما 2 تا منبع داریم و 10 تا گیرنده و تا زمانی که تعداد گیرنده ها از منابع بیشتر باشه ما یه مسئلهی BSS داریم!

اگر بیایم از SVD برای Y استفاده کنیم داریم:

$$Y_{10*T} = USV^T$$

دو مقدار ویژه اول متناظر با منابع اولیه اند و دو تا بردار ویژه اول متناظر با ستون های U اند.

از اینجا Beamforming و MUSIC رو میتونیم استفاده کنیم:

#### سوال-2:

ب) از روی مشاهدات و با استفاده از روش beamforming زوایای منابع را بیابید.

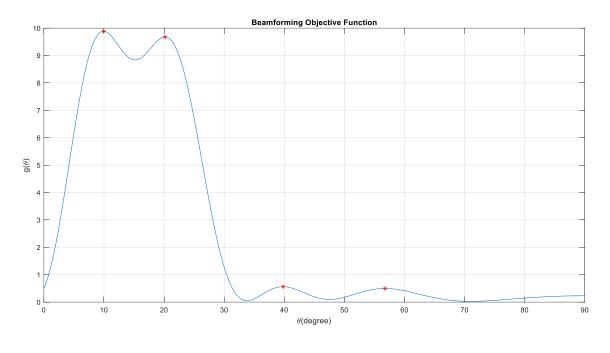
برای Beamforming داریم:

$$f(\theta) = ||a^H(\theta)U_{sig}||$$

با نمایش S پس از تجزیه SVD داریم:

که مشاهده می شود فقط 2 مقدار اول تمایز داشته و از آن به بعد بقیه هناصردر واقع به نوعی وایانس نویز را نشان می دهند و مقادیر نزدیکی هستند.

با رسم نمودار برای Beamforming و انتخاب مکانهایی که تابع هدف در آن بیشینه میشود میتوان زاویه یابی را به درستی انجام داد:



شكل 8

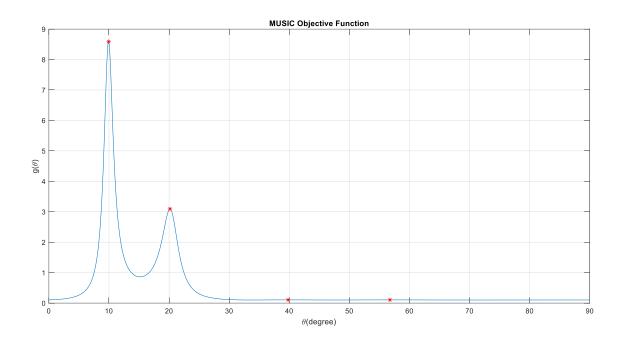
هر دو هدف به درستی در زاویههای 10 و 20 درجه تشخیص داده شده اند! سوال-3:

ج) از روی مشاهدات و با استفاده از روش MUSIC زوایای منابع را بیابید.

برای روش MUSIC داریم:

ماکزیمم کردن تابع زیر:

$$g(\theta) = \frac{1}{||a^H(\theta)U_{null}||}$$



شكل 9

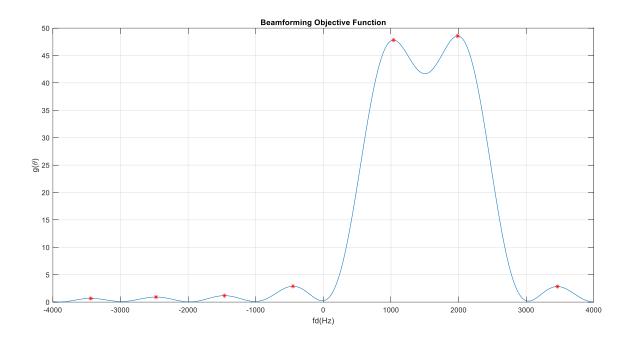
بازهم در زوایای 10 و 20 درجه به خوبی اهداف مشخص شده اند.

## سوال-4:

د) فرض کنید که می دانیم سیگنال منابع سیگنال تک تُن (فرم  $exp(j2\pi\,ft)$ ) بوده است. از روی مشاهدات و با استفاده از روش beamforming فرکانس سیگنال منابع را تخمین بزنید.

برای پیدا کردن داپلر اهداف، میتوان از ماکزیمم کردن تابع زیر استفاده کرد:

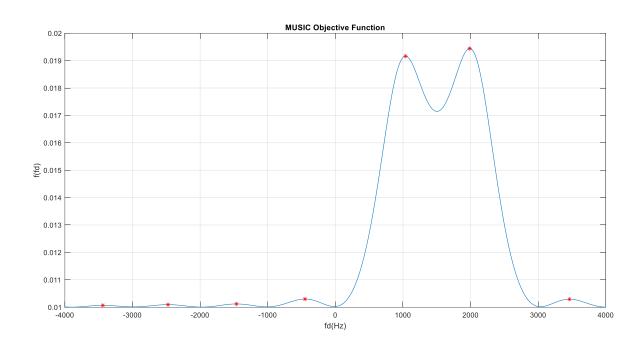
$$||s(R,f_d)'*V_{sig}||$$



شكل 10

# سوال-5:

ه) فرض کنید که می دانیم سیگنال منابع سیگنال تک تُن بوده است. از روی مشاهدات و با استفاده از روش MUSIC فرکانس سیگنال منابع را تخمین بزنید.



شكل 11

تابع هدف در این روش، ماکزیمم کردن میزان:  $1/||s(R,f_d)'*V_{Null}||$ می باشد. بازهم فرکانسها به درستی تخمین زده شده اند. | Page **21** 

