

University: Sharif University of Technology

Department: Electrical Engineering

Course Name: Medical Signal and Image Processing Lab

Lab 3 Report

Student Name: Ali Shahbazi, Zahra Kavian, MohammadReza Safavi

Student ID: 98101866, 98102121, 98106701

Instructor: Dr. Sepideh Hajipour

Academic Semester: 2023 Spring

فهرست مطالب

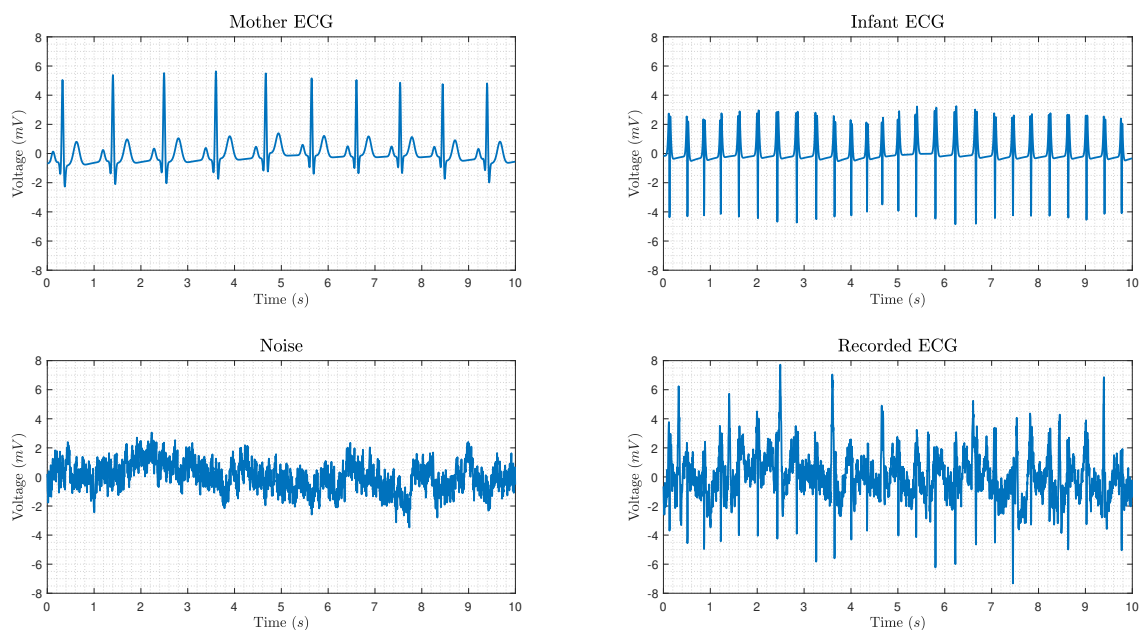
۱	۱ توضیح ابتدایی در مورد داده‌ها
۳	۲ جداسازی سیگنال‌ها با استفاده از SVD
۶	۳ جداسازی سیگنال‌ها با استفاده از ICA
۸	۴ مقایسه‌ها

فهرست تصاویر

۱	۱ هر چهار سیگنال در طول زمان
۱	۲ طیف فرکانسی سه سیگنال
۲	۳ هیستوگرام سه سیگنال
۳	۴ نمودار سه کانال در حوزه زمان
۳	۵ نمودار سه کانال بر حسب هم
۴	۶ اضافه شدن ستون‌های V به نمودار قبل
۴	۷ سه ستون اول ماتریس U
۵	۸ نمودار eigenspectrum
۵	۹ نمودار سه کانال بازیابی شده
۶	۱۰ نمودار پراکندگی و بردارهای وزن
۶	۱۱ منابع تخمین زده شده
۷	۱۲ سیگنال بازیابی شده
۸	۱۳ نمودار پراکندگی و راستاهای اصلی
۹	۱۴ اندازه محورهای مختلف
۹	۱۵ سیگنال‌های بازسازی شده و اصلی

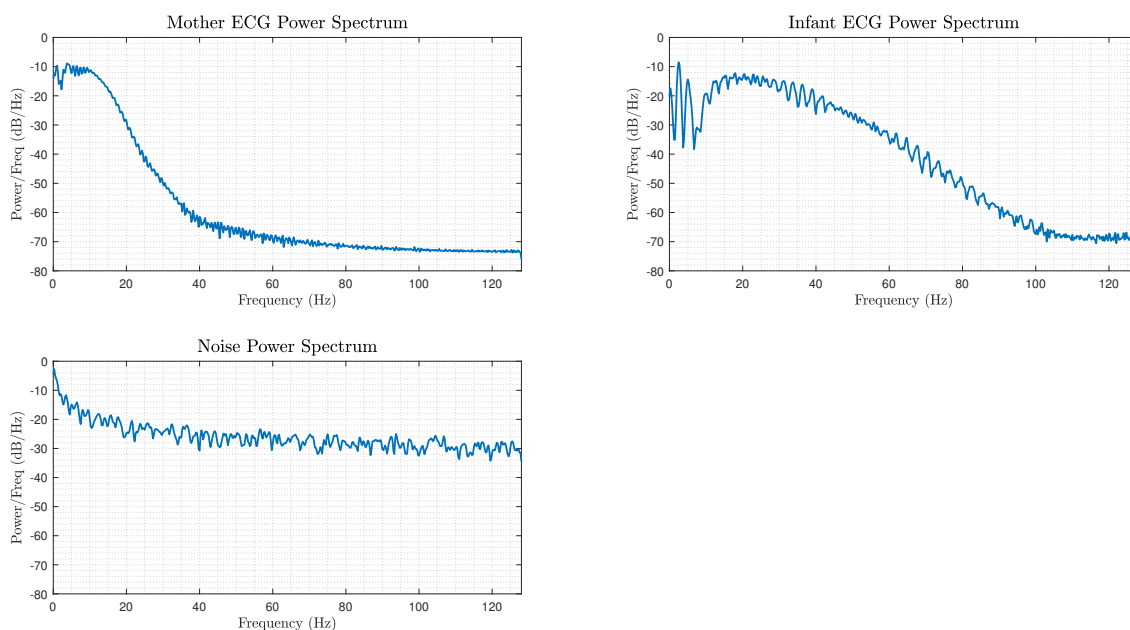
۱ توضیح ابتدایی در مورد داده‌ها

(۱) پس از لود کردن داده‌ها و تشکیل سیگنال مجموع، هر ۴ سیگنال را در شکل ۱ نشان می‌دهیم.



شکل ۱: هر چهار سیگنال در طول زمان

(۲) طیف فرکانسی این سیگنال‌ها در شکل ۲ قابل مشاهده است. همانطور که مشخص است، سیگنال نوزاد دارای محتوای زیادتری در فرکانس‌های بالاتر نسبت به سیگنال مادر است و انتظار می‌رود تا سیگنال ECG وی تندتر بزند. از نظر شباهت نیز محتوای هر دو سیگنال با افزایش فرکانس افت می‌کند.

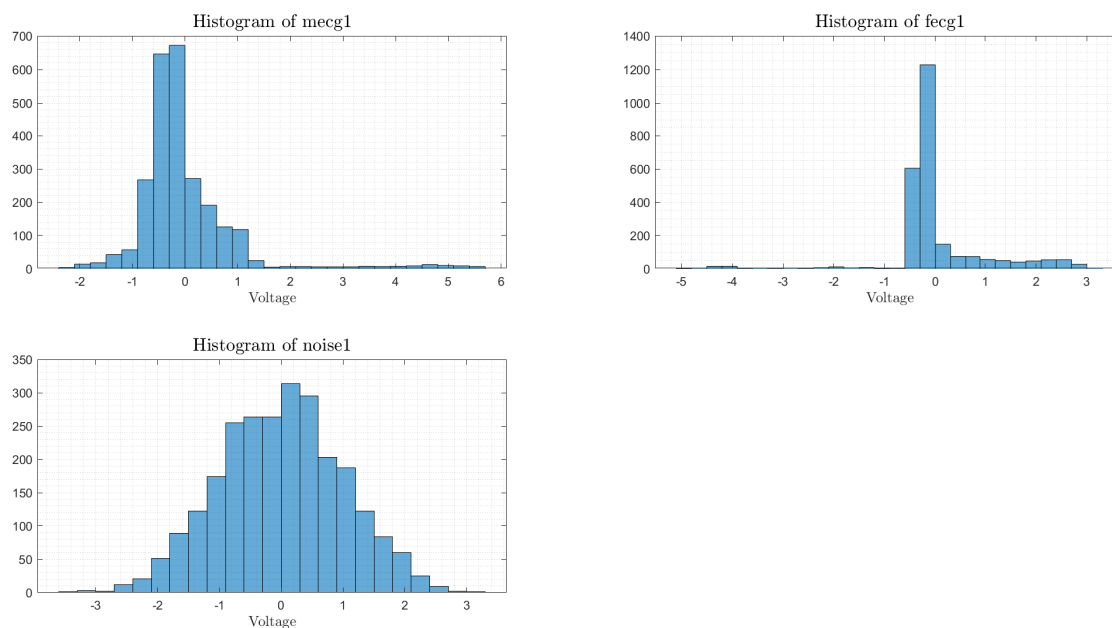


شکل ۲: طیف فرکانسی سه سیگنال

(۳) در این قسمت میانگین و واریانس سه سیگنال را محاسبه می‌کنیم. میانگین هر سه سیگنال تقریباً صفر و واریانس هر سه سیگنال یک است. بنابراین آمارگان‌های اول و دوم برای جداسازی این سیگنال‌ها کاربردی ندارند.

$$\begin{aligned} \text{mean_m} &= -2.4662e-10 & \text{mean_f} &= -4.2500e-10 & \text{mean_noise} &= -4.7691e-10 \\ \text{var_m} &= 1.0000 & \text{var_f} &= 1.0000 & \text{var_noise} &= 1.0000 \end{aligned}$$

(۴) هیستوگرام این سیگنال‌ها به شرح شکل ۳ است.



شکل ۳: هیستوگرام سه سیگنال

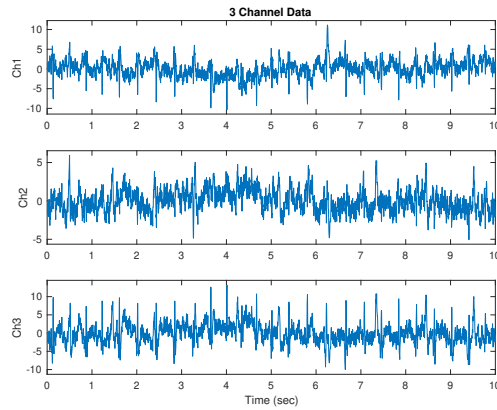
همچنین مقدار Kurtosis برابر است با:

$$\text{kurtosis_m} = 14.0421 \quad \text{kurtosis_f} = 8.9901 \quad \text{kurtosis_noise} = 2.7662$$

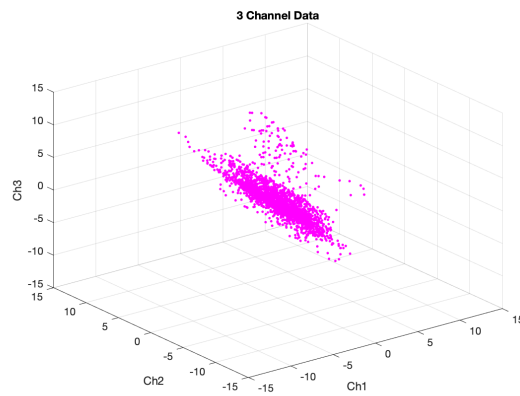
هر چقدر مقدار Kurtosis کمتر باشد، نشان می‌دهد که هیستوگرام ما گوسی‌تر است. بنابراین به ترتیب، سیگنال نویز، سیگنال نوزاد و در انتها سیگنال مادر گوسی هستند.

۲ جداسازی سیگنال‌ها با استفاده از SVD

(۱) ابتدا با استفاده از تابع داده شده، نمودارها را ترسیم می‌کنیم و به دو تصویر زیر می‌رسیم:



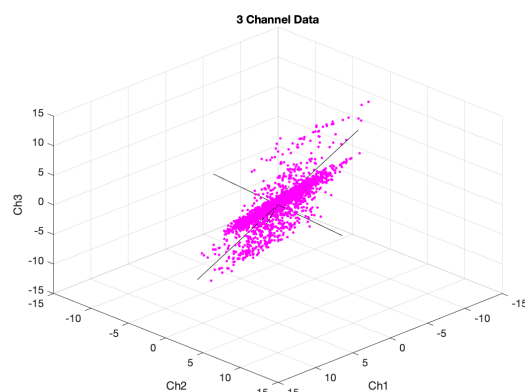
شکل ۴: نمودار سه کانال در حوزه زمان



شکل ۵: نمودار سه کانال بر حسب هم

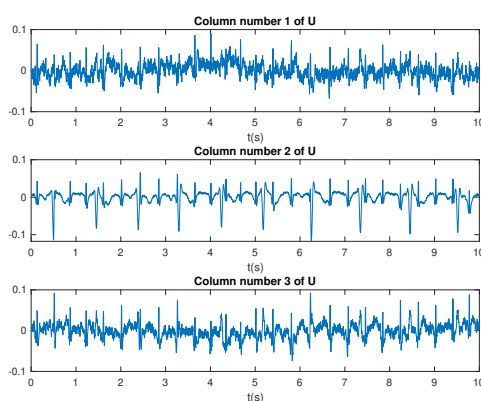
در ادامه با استفاده از دستور SVD متلب، تجزیه مقدار تکین را انجام می‌دهیم و ماتریس‌های به دست آمده را ذخیره می‌کنیم.

(۲) حال با استفاده از تابع `plot3dv` ستون‌های ماتریس V را روی نموداری که در بخش قبل رسم شد ترسیم می‌کنیم و به نمودار ۶ می‌رسیم:



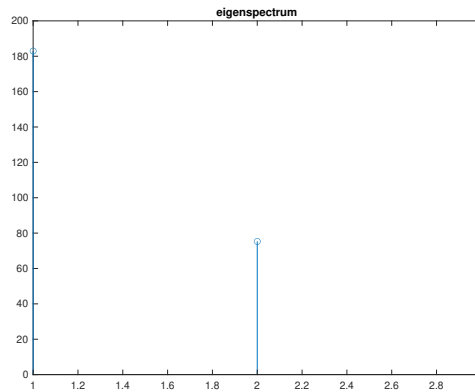
شکل ۶: اضافه شدن ستون‌های V به نمودار قبل

(۳) اکنون سه ستون اول ماتریس U را که در بخش‌های قبل محاسبه شد در نمودار ۷ رسم می‌کنیم:



شکل ۷: سه ستون اول ماتریس U

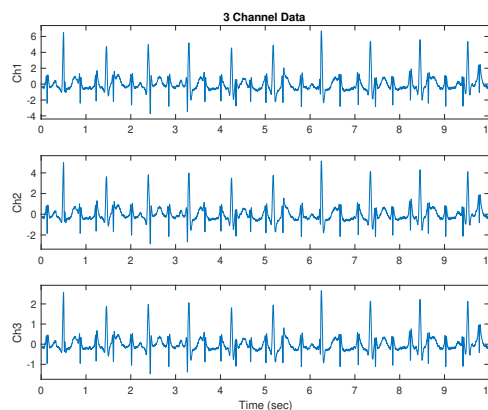
آنطور که به نظر می‌رسد، روش SVD به خوبی نتوانسته است جداسازی را انجام دهد زیرا در ستون اول و سوم، ویژگی‌هایی از سیگنال جنین و مادر و نویز توأمان دیده می‌شود. این را به راحتی از روی دامنه‌ی متفاوت قله‌ها و همچنین فرکانس بیشتر سیگنال جنین نسبت به مادر و همچنین نویزی بودن داده استنتاج کرد. اما ستون دوم به نظر بهتر عمل کرده است و حداقل نویز را از مجموع سیگنال‌ها حذف کرده است، گرچه باز هم سیگنال جنین با دامنه‌ی کمتر و فرکانس بیشتر روی سیگنال مادر افتاده و برآیند اینها بدست آمده است. به صورت کلی ویژگی‌های غالب در این قسمت اندازه و فرکانس هستند. سپس نمودار eigenspectrum را مطابق نمودار ۸ رسم می‌کنیم:



شکل ۸: نمودار eigenspectrum

در ادامه نیز ماتریس S را با حفظ مولفه مربوط به جنین یعنی ستون دوم ماتریس U و صفر کردن دیگر مولفه‌ها به روز می‌کنیم و سیگنال‌ها را بازیابی می‌کنیم.

(۴) اکنون در نمودار ۹، سه کانال بازیابی شده را با استفاده از تابع `plot3ch` نمایش می‌دهیم:



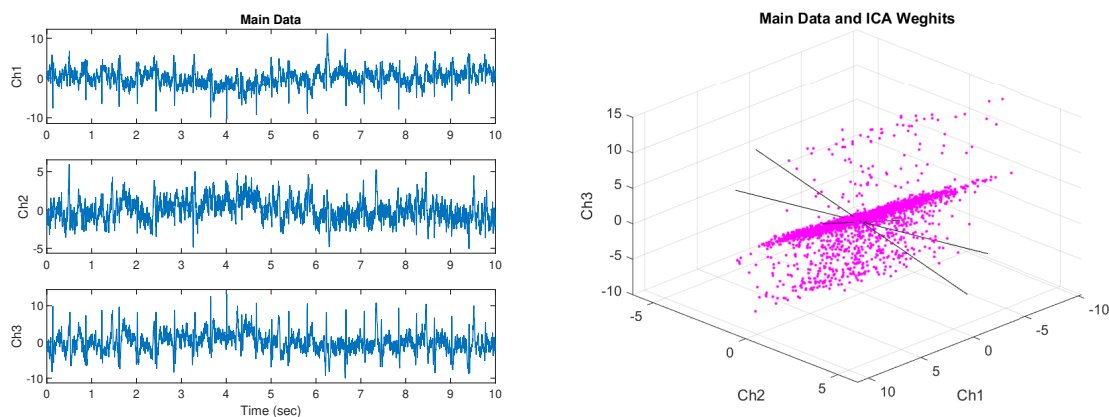
شکل ۹: نمودار سه کانال بازیابی شده

همانطور که مشاهده می‌شود، کانال‌های بازیابی شده با یکدیگر فقط در دامنه تفاوت دارند. به این دلیل که ما سیگنال مجموع را به منابع مختلف شکستیم و فقط از یک منبع برای بازسازی سیگنال جنین استفاده کردیم. بنابراین اثر همان منبع در هر سه کانال با دامنه‌ی مختلف مشاهده خواهد شد. نکته‌ی دیگر آن است که بازیابی سیگنال جنین بنظر موفقیت‌آمیز نبوده است و همراه با آن سیگنال مادر نیز وجود دارد. اما از نظر حذف نویز بنظر خوب عمل کرده است.

۳ جداسازی سیگنال‌ها با استفاده از ICA

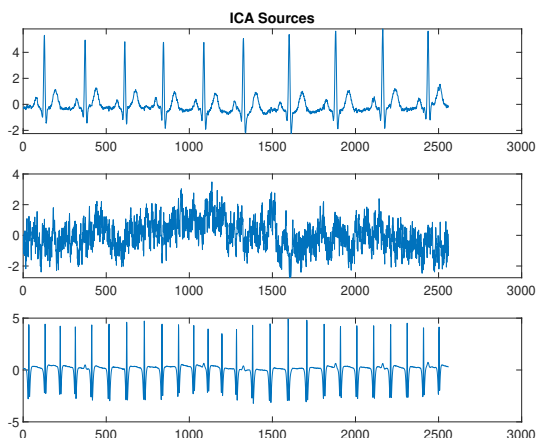
(۱) با استفاده از تابع ICA داده شده، ماتریس جداساز، وارون آن و منابع تخمین زده شده به دست آورده و به ترتیب به نام های 'ICATransformWeights_Transforme'، 'ICATransformWeights' و 'EstimatedSource' ذخیره می شوند.

(۲) نمودار پراکندگی داده‌لیه و سه منبع را با تابع های معرفی شده رسم می شود. نتایج در شکل ۱۰ قابل مشاهده است.



شکل ۱۰: نمودار پراکندگی و بردارهای وزن

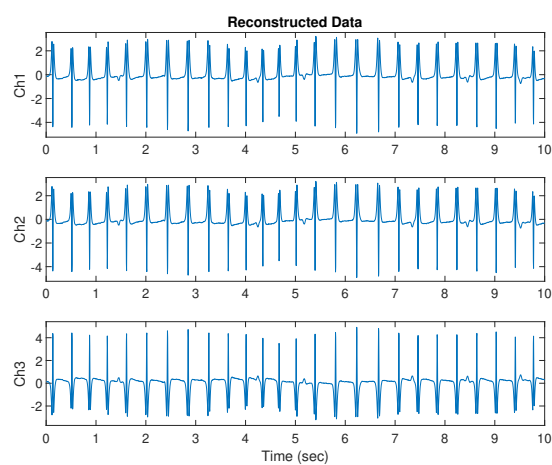
(۳) سه مولفه تخمین زده شده با ICA در شکل ۱۱ نشان داده شده است. مولفه سوم که بیشتر حاوی سیگنال جنین است نگه داشته و سایر منابع را صفر می شود. با استفاده از ماتریس اصلاح شده W^{-1} و Z مولفه جنینی را به فضای سنسور باز می گردانیم.



شکل ۱۱: منابع تخمین زده شده

(۴) داده بازیابی شده در شکل ۱۲ نشان داده شده است. به دلیل صفر کردن سایر منابع، تنها سورس جنینی در هر سه کانال قابل مشاهده است. برای مقایسه با سیگنال اصلی، داده نرمالیز شده (به میانگین صفر و واریانس یک که از دستور zscore متلب استفاده شد) و خطای RRMSE محاسبه می شود.

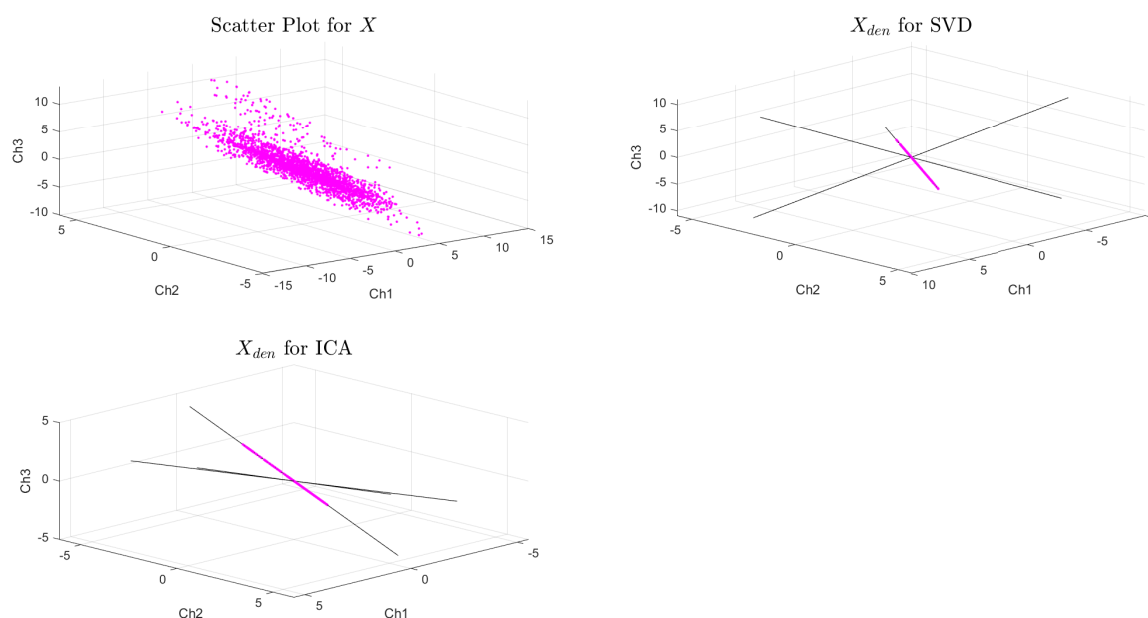
$RRMSE_{error} : 0.0657$



شکل ۱۲: سیگنال بازیابی شده

طبق سیگنال بازیابی شده و مقدار خطا، مولفه جنینی به خوبی بازیابی شده است.

۱) اطلاعات در شکل ۱۳ رسم شده است. همانطور که مشاهده می‌شود در هر روش، سه بردار اصلی برای داده‌ها بدست آمده است و سپس یک راستا به‌عنوان راستای مناسب برای سیگنال نوزاد انتخاب شده و تصویر داده‌ها در آن بردار رسم شده است. این تصویر از داده‌ها همان سیگنال بازسازی شده است که نمایشی از تخمین ما از سیگنال نوزاد است.



شکل ۱۳: نمودار پراکندگی و راستاهای اصلی

برای هر روش، زاویه‌ی بین بردارهای اصلی را بدست می‌آوریم. برای این کار می‌توان از ضرب ماتریس ترانهاده در خود آن ماتریس استفاده کرد. سپس از آن معکوس \cos گرفت:

$$diff_angle_SVD =$$

0.0000	90.0000	90.0000
90.0000	0	90.0000
90.0000	90.0000	0

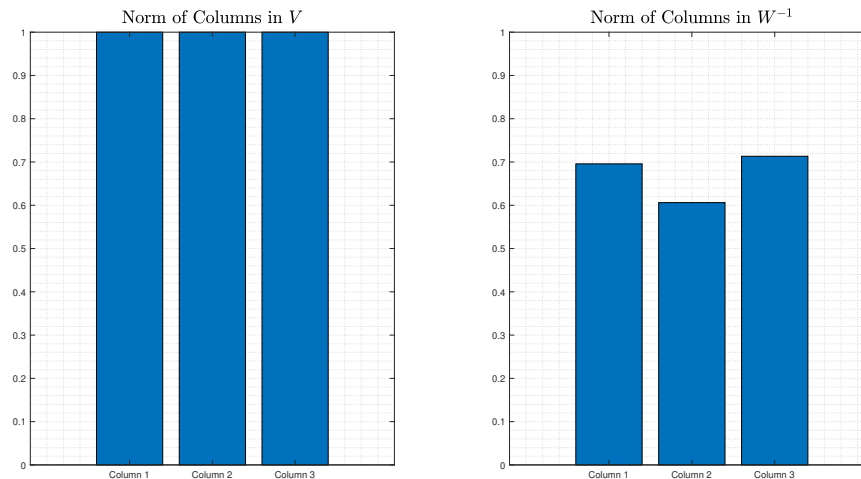
$$diff_angle_ICA =$$

0.0000	111.8878	84.5081
111.8878	0	140.1210
84.5081	140.1210	0

همانطور که انتظار می‌رفت، زاویه‌ی بین راستاهای بدست آمده از روش SVD بر یکدیگر عمود هستند. بدین ترتیب سه منبع بدست آمده لزوماً بر یکدیگر عمود هستند اما می‌دانیم که در واقعیت ممکن است سیگنال مادر و جنین عمود نباشند. این خود یکی از دلایلی است که ممکن است روش SVD به خوبی عمل نکند. اما در روش ICA لزومی ندارد تا راستاها عمود باشند و این روش می‌تواند انعطاف بیشتری داشته باشد.

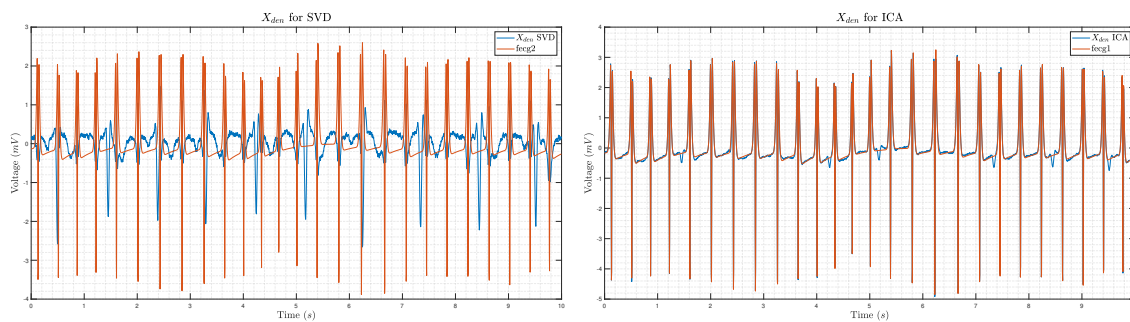
در شکل ۱۴ نیز، اندازه راستاهای بدست آمده رسم شده است. در روش SVD، اندازه این راستاها نرمالیزه شده

است و برابر ۱ است. اما در روش ICA این اندازه‌ها متفاوت است.



شکل ۱۴: اندازه محورهای مختلف

(۲) برای مقایسه این روش‌ها، سیگنال بازسازی شده را همراه سیگنال اصلی رسم می‌کنیم (شکل ۱۵).



شکل ۱۵: سیگنال‌های بازسازی شده و اصلی

همانطور که مشخص است، سیگنال بازسازی شده از روش ICA بسیار بسیار به سیگنال اصلی نوزاد شبیه است و تنها در موارد خاص با آن تفاوت دارد اما سیگنال حاصل از بازسازی توسط روش SVD اصلاً خوب عمل نکرده و خطای زیادی دارد.

(۳) در این قسمت همبستگی سیگنال بازسازی شده از روش ICA را با سیگنال fecg1 و همبستگی سیگنال بازسازی شده از روش SVD را با سیگنال fecg2 را بدست می‌آوریم. با این نتایج، مشخص است که روش ICA بسیار بهتر عمل کرده است.

$$\text{corr_ICA} = \begin{bmatrix} 1.0000 & 0.9978 \\ 0.9978 & 1.0000 \end{bmatrix}$$

$$\text{corr_SVD} = \begin{bmatrix} 1.0000 & 0.4955 \\ 0.4955 & 1.0000 \end{bmatrix}$$

۴) در این آزمایش جداسازی منابع با ICA بهتر از استفاده SVD است. علت آن می تواند محدود شدن به پیدا کردن مولفه های عمود بر هم در SVD باشد، در حالیکه ICA مولفه ها مبتنی بر آمارگان های بالاتر جدا می شوند.

مقایسه ICA و SVD :

	Pros	Cons
ICA	<ul style="list-style-type: none"> ability to separate mixed signals does not require assumptions about the underlying probability distribution of the data unsupervised learning feature extraction 	<ul style="list-style-type: none"> assumes that the underlying sources are non-Gaussian assumes that the sources are mixed linearly computationally expensive convergence issues (not always be able to find a solution)
SVD	<ul style="list-style-type: none"> reduce the storage space needed speed up computation in algorithm removes noise 	<ul style="list-style-type: none"> transformed data may be difficult to understand only makes use of a single data set

۵) نکته ی اول آنکه برای انجام روش های ریاضی بر روی داده ها بهتر است از روشی استفاده کنیم که کامل تر است. در این مورد روش ICA به دلیل استفاده از آمارگان ها مختلف بسیار بهتر از روش SVD عمل کرد. نکته ی دیگر آنکه به تصویر کشیدن و بررسی چشمی حتی با پیشرفت علم، باز هم مورد استفاده قرار می گیرد و به صورت چشمی می توان تعیین کرد که کدام منابع برای بازسازی خوب هستند و کدام خیر.