



مسئله بازشناسی الگو (سیگنالهای الکتروانسفالوگرام)

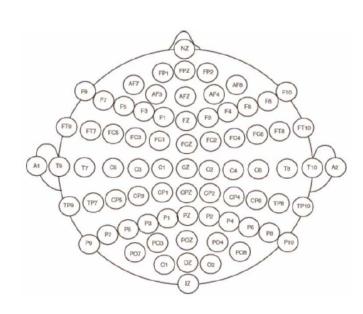
پروژه درس هوش محاسباتی

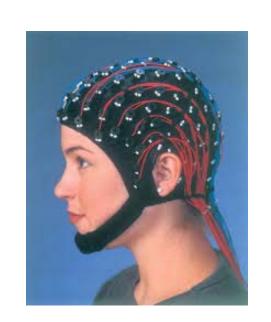
سیستمهای رابط مغز-رایانه

- \Box در سیستمهای رابط مغز—رایانه (BCI)، سعی می شود به کمک اطلاعاتی که از سیگنالهای مغزی یک فرد به دست می آید، خواستههای شخص به سیگنالهای کنترلی برای دستگاههای خارجی مانند کامپیوتر تبدیل شود.
- □ این سیستمها یک پل ارتباطی میان سیگنالهای مغزی شخص و دنیای خارج برقرار مینمایند.
- □ برای انجام این فرآیند لازم است پردازشهای مختلفی بر روی سیگنالهای مغزی ثبت شده انجام گیرد.

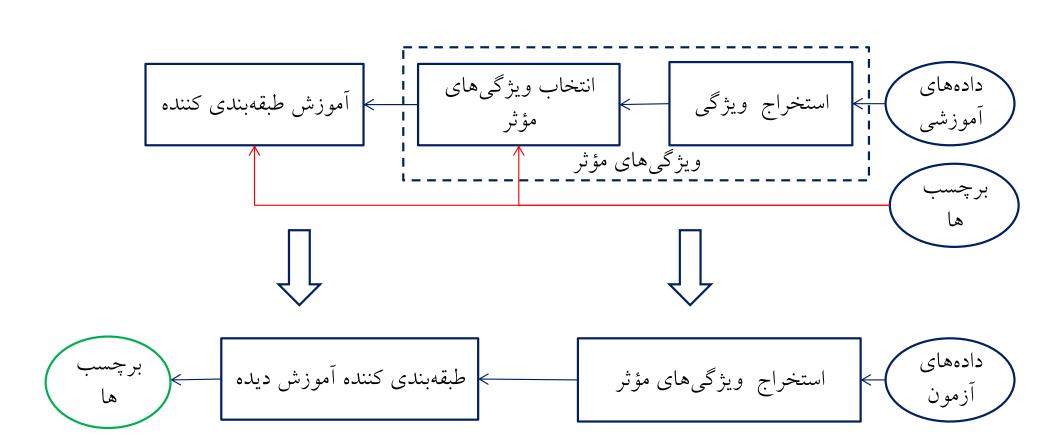
الكتروانسفالوكرام

- الکتروانسفالوگرام (EEG) شامل ثبت فعالیتهای مغزی با استفاده از الکترودهایی است که بر روی پوست سر قرار داده شدهاند.
- □ تعداد الکترودهای ثبت معمولاً بین ۱۹ و ۲۵۶ متغیر است. این الکترودها به طور متقارن در هر دو نیم کره سر بر اساس مکانهای استاندارد قرار گرفتهاند.





فرآیند کلی در حل مسئله طبقهبندی



فرآیند کلی در حل مسئله طبقهبندی نوسی

- □ حل مسئله طبقهبندی دو بخش دارد:
- □ ۱ آموزش طبقهبندی کننده توسط دادههای آموزشی و برچسبهای متناظر با آنها
- □ ۲- تعیین برچسبهای متناظر با دادههای آزمون توسط طبقهبندی کننده آموزش دیده
 - □ آموزش طبقهبندی کننده (شبکه عصبی مصنوعی) توسط دادههای آموزشی:
 - □ استخراج ویژگیهای مؤثر از روی سیگنالهای زمانی
- □ ویژگیهای مؤثر: بتوان با استفاده از آنها به بهترین نحو طبقهبندی کننده را آموزش داد.
 - □ استخراج ویژگی + انتخاب ویژگیهای مؤثر
 - □ آموزش طبقهبندی کننده توسط ویژگیهای مؤثر استخراج شده از دادههای آموزشی



فرآیند کلی در حل مسئله طبقهبندی به

- □ حل مسئله طبقهبندی دو بخش دارد:
- □ ۱ آموزش طبقهبندی کننده توسط دادههای آموزشی و برچسبهای متناظر با آنها
- □ ۲- تعیین برچسبهای متناظر با دادههای آزمون توسط طبقهبندی کننده آموزش دیده

- □ تعیین برچسب دادههای آزمون:
- □ ویژگیهای مؤثر را از دادههای آزمون استخراج میکنیم.
- ا با استفاده از طبقهبندی کننده آموزش دیده در مرحله قبل، برچسب دادههای آزمون را تعیین می کنیم.

صورت مسئله به صورت خلاصه

- تبل و در حین انجام عمل تایپ کردن حروف با کیبورد (با انگشت راست و چپ به دلخواه)، سیگنالهای مغزی از ۲۸ کانال ثبت شدهاند.
- □ میخواهیم با طراحی یک شبکه عصبی به عنوان یک طبقهبندی کننده مناسب، سیگنالهای مغزی ثبت شده را به دو کلاس «حرکت دست چپ» و «حرکت دست راست» طبقهبندی کنیم.

- \square دادههای دسته چهارم مسابقات $\mathrm{BCI2003}$ که توسط گروه برلین تهیه شدهاند.
 - □ این دسته دادهها از یک شخص عادی در حالت بدون فیدبک ثبت شده است.
- □ شخص مورد آزمایش بر روی یک صندلی عادی قرار گرفته است. دستها بر روی میز تکیه داده شده و انگشتهای او در موقعیت استاندارد برای تایپ بر روی کیبورد کامپیوتر قرار گرفتهاند.
- □ وظیفه شخص فشردن ۴ کلید مشخص شده بر روی صفحه کلید با انگشتان کوچک یا اشاره دست راست یا چپ به خواست خود و با زمان بندی دلخواه است (Self-paced key typing).

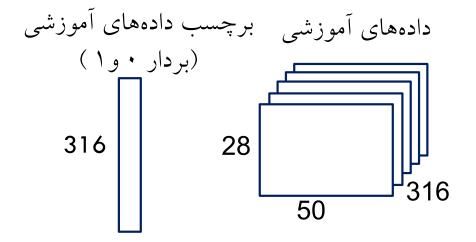
- □ آزمایش از سه نوبت ۶ دقیقه ای تشکیل شده است. تمام نوبتها در یک روز با چند دقیقه استراحت بین آنها انجام شدهاند. عمل تایپ با سرعت متوسط یک کلید در هر ثانیه انجام می شود.
- □ دادهها به صورت ۴۱۶ دوره به طول ۵۰۰ میلی ثانیه هستند که ۱۳۰ میلی ثانیه قبل از فشردن کلید تمام میشوند. فرکانس نمونه برداری ۱۰۰۰ هرتز بوده و دادهها از فیلتر میان گذر ۲۰۰۵ تا ۲۰۰۰ هرتز گذرانده شدهاند.

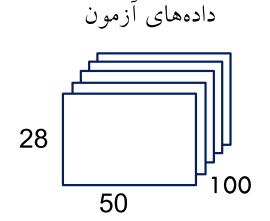
Ag/AgC1 و الکترودهای Neuroscan دادهها با استفاده از تقویت کننده EEG کننده کانال اندازه گیری EEG که در موقعیت استاندارد جهانی سیستم ۱۰–۲۰ قرار گرفته اند، برای ثبت دادهها استفاده شده است.

Number	1	2	3	4	5	6	7
Channel	F3	F1	Fz	F2	F4	FC5	FC3
Number	8	9	10	11	12	13	14
Channel	FC1	FCz	FC2	FC4	FC6	C5	C3
Number	15	16	17	18	19	20	21
Channel	C1	Cz	C2	C4	C6	CP5	CP3
Number	22	23	24	25	26	27	28
Channel	CP1	CPz	CP2	CP4	CP6	01	02

- □ با توجه به محدودیت باند فرکانسی سیگنالهای مغزی و به منظور حذف نویزهای احتمالی (مانند برق شهر) ابتدا دادهها را از یک فیلتر پایین گذر ۴۵ هرتز می گذرانیم. سپس برای افزایش سرعت پردازش، نرخ نمونهبرداری را کاهش داده و به ۱۰۰ هرتز می رسانیم.
- □ سیگنالهایی که در اختیار شما قرار داده شدهاند، سیگنالهای پیشپردازش شده با نرخ نمونهبرداری ۱۰۰ هرتز هستند.

- □ تعداد کل دادهها: ۴۱۶ آزمایش
- □ دادههای آموزشی: ۳۱۶ آزمایش
- □ کلاس مربوط به آنها مشخص شدهاست:
 - خرکت دست چپ
 - ۱: حرکت دست راست





- 🗖 دادههای آزمون: ۱۰۰ آزمایش
- □ هدف: تعیین برچسب دادههای آزمون

معرفی چند ویژگی معروف در پردازش سیگنالهای EEG



- □ ویژگیهای آماری
- □ سادگی محاسبه و همچنین داشتن اطلاعات مناسبی از شکل موج
- □ قابل محاسبه برای هر یک از کانالهای سیگنال EEG ثبت شده

تعريف	نام ویژگی
$\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N} (s[n] - \overline{s})^2$	واريانس
چگالی دامنه در بازههای معین	هيستو گرام دامنه
	ضرایب مدل AR
$FF=rac{\sigma_{ec s'}/\sigma_{ec s}}{\sigma_{ec s}/\sigma_{ec s}}$ انسبت پویایی مشتق یکم سیگنال به پویایی سیگنال	فرم فاکتور ^۳
$\sigma_{s_i,s_j} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N} (s_i[n] - \overline{s_i})(s_j[n] - \overline{s_j})$	همبستگی بین سیگنالهای دو کانال

معرفی چند ویژگی معروف در پردازش سیگنالهای EEG



- □ ویژگیهای حوزهی فرکانس
- □ قابل محاسبه برای هر یک از کانالهای سیگنال EEG ثبت شده

تعريف	نام ویژگی
فرکانسی که بیشترین فراوانی را در طیف توان داشته باشد.	فركانس بيشينه أ
$\int_{0}^{\infty} w \cdot S(w) dw$	فركانس ميانگين
$f_{mean} = \frac{0}{\infty}$ میانگین وزنی فرکانسهای موجود در چگالی طیف توان $\int_{\infty}^{\infty} S(w)dw$	
Ö	
$\int\limits_{0}^{f_{ m mod}}S\left(w\right)dw=\int\limits_{f_{ m mod}}^{\infty}S\left(w\right)dw$ میانه ی وزنی فرکانس های موجود در طیف توان	فركانس ميانه⁰
توزیع فرکانسی سیگنال در ۷ باند فرکانسی معرفی شده در جدول (٤)	انرژی نسبی باندهای طیف توان
$power - spectral - ratio = \frac{\sum_{k=1}^{N} [S_i[k]]^2}{\sum_{i=1}^{N} [\sum_{k=1}^{N} [S_i[k]]^2]}$	
بیانگر نمونه -1 م DFT سیگنال در باند فرکانسی -1 م است. $S_i[k]$	

معرفی چند ویژگی معروف در پردازش سیگنالهای EEG



- □ ویژگیهای حوزهی فرکانس
- □ قابل محاسبه برای هر یک از کانالهای سیگنال EEG ثبت شده

نام باند فركانسي	فركانس مركزي	پهنای باند ۳ دسیبل	
تتا و دلتا	٥ هرتز	۲–۸ هرتز	
آلفا	۱۲ هرتز	۹–۱۵ هرتز	
بتا ١	۱۹ هرتز	۲۲–۲۲ هرتز	
۲ لتب	۲۹ هرتز	۲۳–۲۹ هرتز	
گاما ۱	۳۳ هرتز	۳۰–۳۳ هرتز	
گاما ۲	٤٠ هرتز	۳۷–۶۳ هرتز	
گاما ۳	٤٧ هرتز	٤٤–٥٠ هرتز	

- □ معیار انتخاب ویژگی فیشر (معیار بر مبنای ماتریس پخشی) (یک بعدی)
- □ معیار فیشر را برای هر ویژگی (در هر کانال) به صورت زیر محاسبه می شود:

$$J = \frac{|S_b|}{|S_w|} = \frac{|\mu_0 - \mu_1|^2 + |\mu_0 - \mu_2|^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}$$

- و میانگین کلاس 1 هستند. μ_2 و میانگین کلاس 1 هستند. μ_2 و میانگین کلاس 1 هستند.
 - و واریانس کلاس 1 هستند. σ_2^2 و σ_2^2 و واریانس کلاس 1 هستند.
- هرچه این کسر برای یک ویژگی مقدار بزرگتری داشته باشد، نشان دهنده این است که آن ویژگی بهتر توانسته دو کلاس را از هم جدا کند.
 - □ با استفاده از این معیار می توان تا حدودی ویژگیهای مؤثر را انتخاب کرد.

- □ معیار انتخاب ویژگی بر مبنای ماتریس پخشی (چند بعدی)
- یک بردار ویژگی شامل P ویژگی داریم. میخواهیم بررسی کنیم آیا این دسته ویژگی، مناسب است یا خیر. برچسب هر آزمایش را نیز داریم.

$$S_{1} = \frac{1}{N_{1}} \sum_{i \in C_{1}} (\mathbf{x}_{i} - \boldsymbol{\mu}_{1}) (\mathbf{x}_{i} - \boldsymbol{\mu}_{1})^{T}$$

$$S_{2} = \frac{1}{N_{2}} \sum_{i \in C_{2}} (\mathbf{x}_{i} - \boldsymbol{\mu}_{2}) (\mathbf{x}_{i} - \boldsymbol{\mu}_{2})^{T}$$

$$S_{W} = S_{1} + S_{2}$$

□ ماتریس پخشی میان کلاسی:

□ ماتریس پخشی درون کلاسی:

$$S_b = \sum_{i=1}^{2} (\mu_i - \mu_0)(\mu_i - \mu_0)^T$$

 $J = \frac{trace(S_b)}{trace(S_w)}$

🗖 معیار تعریف شده:

🗖 هر چه این معیارها بزرگتر باشند نشان میدهد که دسته ویژگی مورد بررسی مناسبتر است.



k-fold cross-validation □

- می توان برای تعیین میزان خوب بودن یک دسته ویژگی (و طبقه بندی کننده استفاده شده)، از k-fold cross-validation استفاده کرد.
- k در این نوع اعتبارسنجی، دادههای آموزشی به k زیرمجموعه افراز می شوند. از این k زیرمجموعه، هر بار یکی برای اعتبارسنجی و k تای دیگر برای آموزش به کار می میروند. به این صورت که k (k-1) زیرمجموعه برای آموزش طبقهبندی کننده استفاده شده و سپس از زیرمجموعه k-ام به عنوان داده ارزیابی استفاده می کنیم و خطا را بر روی این دسته حساب می کنیم.
- این روال k بار تکرار می شود و هر داده ای دقیقاً (k-1) بار برای آموزش و یک بار برای اعتبار برای اعتبار برای اعتبار به عنوان اعتبار می رود. در نهایت میانگین نتیجه این k بار اعتبار به عنوان یک تخمین نهایی برگزیده می شود.



k-fold cross-validation □

- اینکه تعیین کنیم یک دسته ویژگی انتخاب شده مناسب است یا خیر، میانگین k-fold cross-validation خطای خطای k-fold cross-validation را برای این دسته ویژگی حساب می کنیم.
- در صورتی که پاسخ مناسب بود (خطا کم بود یا به طور معادل صحت طبقهبندی زیاد بود)، نتیجه می گیریم دسته ویژگی انتخاب شده مناسب بوده و می توان از آن برای آموزش طبقهبندی کننده استفاده کرده و برچسب دادههای آزمون را با استفاده از این ویژگیها تعیین کرد.

صورت مسئله به صورت کامل (فاز ۱)

- □ الف) تعدادی ویژگی (از بین ویژگیهای معرفی شده یا هر ویژگی دیگری که میشناسید) برای کانالهای مختلف دادههای آموزشی حساب کنید. ماتریس ویژگیها را نرمالیزه کنید.
- □ ب) با استفاده از معیار مبتنی بر ماتریس پخشی یا هر معیار دیگری که میشناسید، ویژگیهای برتر را انتخاب کنید. برای این کار میتوانید دسته ویژگیهای آماری و حوزه فرکانس را به صورت جداگانه مورد بررسی قرار دهید و در هر دسته بهترینها را انتخاب کنید.
- \Box ج) یک شبکه MLP طراحی کنید و با استفاده از دسته ویژگیهای مختلف، آن را آموزش دهید و میانگین صحت طبقه بندی کننده را با استفاده از روش 5-fold cross-validation محاسبه کنید. با تغییر تعداد لایهها، تعداد نورونها در هر لایه، تابع فعال سازی نورونها و تغییر دسته ویژگیهای انتخاب شده سعی کنید بهترین شبکه MLP را که می توانید طراحی کنید.



صورت مسئله به صورت کامل (فاز ۱)

د) قسمت (ج) را برای شبکه RBF انجام دهید. □

ه) یک گزارش جامع (اما مختصر) تهیه کنید و در مورد نتایج هر بخش به اختصار توضیح دهید. در این گزارش بهترین شبکه طراحی شده در قسمت (ج) و (د) را ارائه دهید و بهترین ویژگیهای انتخاب شده را نیز معرفی کنید. همچنین نتایج قسمت (ج) و (د) را با یکدیگر مقایسه کنید.

□ و) بهترین شبکههای MLP و RBF به دست آمده را بر دادههای آزمون اعمال کرده و برچسبهای متناظر را تعیین کنید.

صورت مسئله به صورت کامل (فاز ۲)

- □ برای انتخاب دسته ویژگیهای مؤثر از بین ویژگیهای استخراج شده از الگوریتمهای تکاملی/الگوریتمهای هوش ازدحامی استفاده کنید.
- □ می توانید از الگوریتمهای معرفی شده در درس استفاده کنید یا اینکه الگوریتمهای دیگری را امتحان کنید.
- □ برای تعریف تابع سازگاری مناسب می توانید از تعریف معیار مبتنی بر ماتریسهای پخشی (در بعد بیشتر از ۱)، صحت طبقه بندی یا هر معیار مناسب دیگری استفاده کنید.
- □ طبقهبندی کنندههای MLP و RBF را با استفاده از دسته ویژگیهای انتخاب شده آموزش دهید.
- □ بهترین شبکههای MLP و RBF به دست آمده را بر دادههای آزمون اعمال کرده و برچسبهای متناظر را تعیین کنید.

تاریخهای مهم

- □ تاریخ آپلود کدها، گزارش مختصر و نتایج: ۱۵ بهمن ۱۴۰۰
- □ توجه: برچسبهای بهدستآمده برای دادههای آزمون حتماً آپلود شوند.
 - 🗖 تاریخ ارائه شفاهی: ۱۶ و ۱۷ بهمن ۱۴۰۰



