



مسئله بازشناسی الگو (سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام)

پروژه درس هوش محاسباتی

استخراج و انتخاب ویژگی‌های مؤثر، طبقه بندی، ارزیابی

سیستم‌های رابط مغز-رایانه

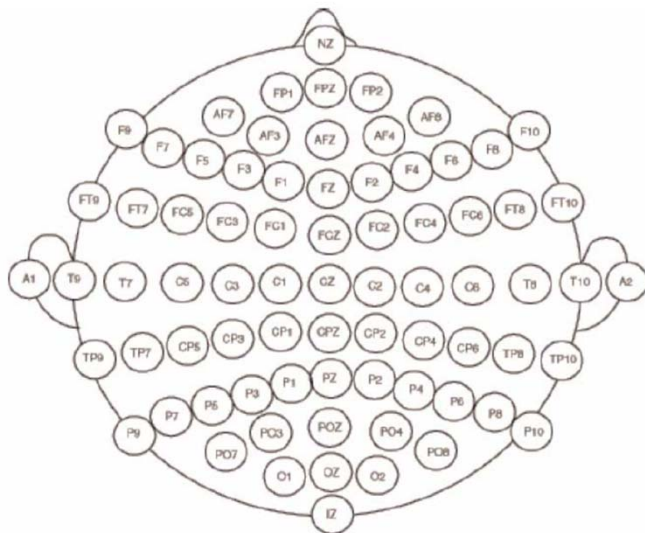


2

- در سیستم‌های رابط مغز-رایانه (BCI)، سعی می‌شود به کمک اطلاعاتی که از سیگنال‌های مغزی یک فرد به دست می‌آید، 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.

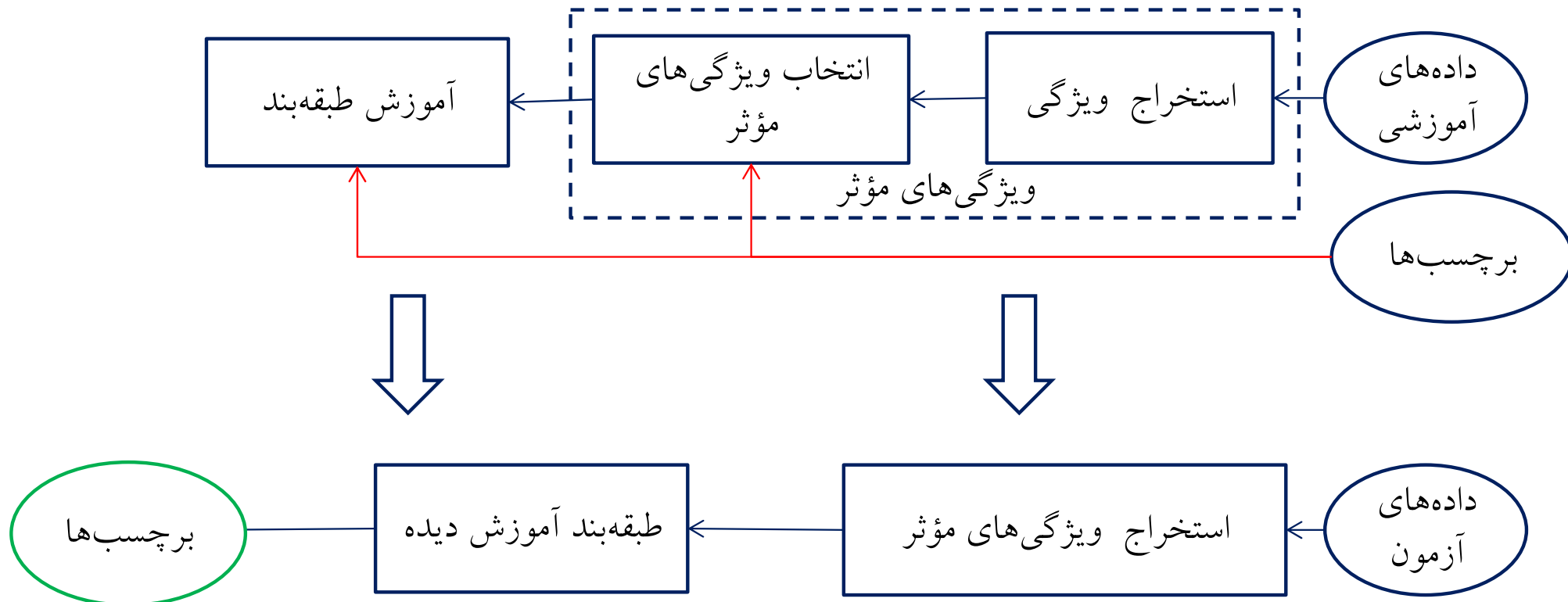


- الکتروانسفالوگرام (EEG) شامل ثبت فعالیت‌های مغزی با استفاده از الکترودهایی است که بر روی پوست سر قرار داده شده‌اند.
- تعداد الکترودهای ثبت معمولاً بین ۱۹ و ۲۵۶ متغیر است. این الکترودها به طور متقارن در هر دو نیم‌کره سر بر اساس مکان‌های استاندارد قرار گرفته‌اند.



فرآیند کلی در حل مسئله طبقه‌بندی

4



فرآیند کلی در حل مسئله طبقه‌بندی



5

□ حل مسئله طبقه‌بندی دو بخش دارد:

- ۱- آموزش طبقه‌بند توسط داده‌های آموزشی و برچسب‌های متناظر با آنها
- ۲- تعیین برچسب‌های متناظر با داده‌های آزمون توسط طبقه‌بند آموزش دیده

□ آموزش طبقه‌بند (شبکه عصبی مصنوعی) توسط داده‌های آموزشی:

- استخراج ویژگی‌های مؤثر از روی سیگنال‌های زمانی
- ویژگی‌های مؤثر: بتوان با استفاده از آنها به بهترین نحو طبقه‌بند را آموزش داد.
- استخراج ویژگی + انتخاب ویژگی‌های مؤثر
- آموزش طبقه‌بند توسط ویژگی‌های مؤثر استخراج شده از داده‌های آموزشی

فرآیند کلی در حل مسئله طبقه‌بندی



6

□ حل مسئله طبقه‌بندی دو بخش دارد:

□ ۱- آموزش طبقه‌بند توسط داده‌های آموزشی و برچسب‌های متناظر با آنها

□ ۲- تعیین برچسب‌های متناظر با داده‌های آزمون توسط طبقه‌بند آموزش‌دیده

□ تعیین برچسب داده‌های آزمون:

□ ویژگی‌های مؤثر را از داده‌های آزمون استخراج می‌کنیم.

□ با استفاده از طبقه‌بند آموزش‌دیده در مرحله قبل، برچسب داده‌های آزمون را تعیین می‌کنیم.

صورت مسئله به صورت خلاصه



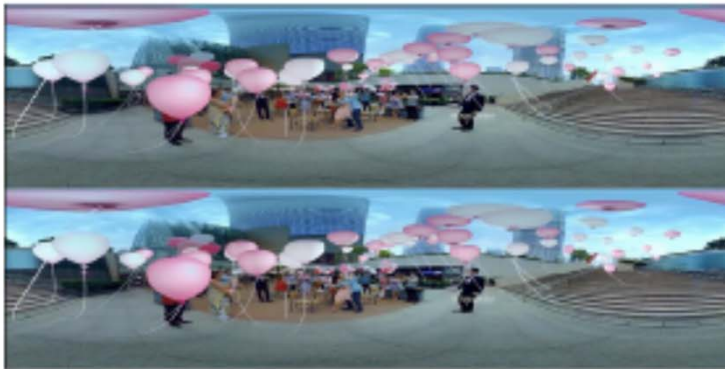
7

□ در حین انجام یک آزمایش (مشاهده ویدئو با هدست VR)، سیگنال‌های مغزی از ۵۹ کانال ثبت شده‌اند.

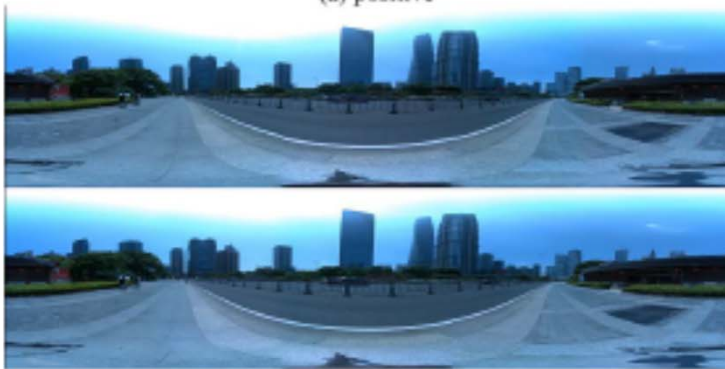
□ می‌خواهیم با طراحی یک شبکه عصبی به عنوان یک طبقه‌بند مناسب، سیگنال‌های مغزی ثبت شده را به دو کلاس «احساسات مثبت» و «احساسات منفی» طبقه‌بندی کنیم.

داده‌های مورد آزمایش

8



(a) positive



(b) neutral



(c) negative

□ داده‌های ارائه شده، از ده فرد ثبت شده است.

□ ویدئوهای مختلف برای ایجاد احساسات مختلف توسط هدست VR ارائه شده است.



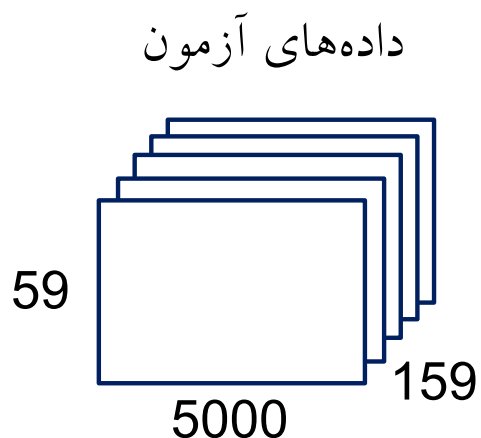
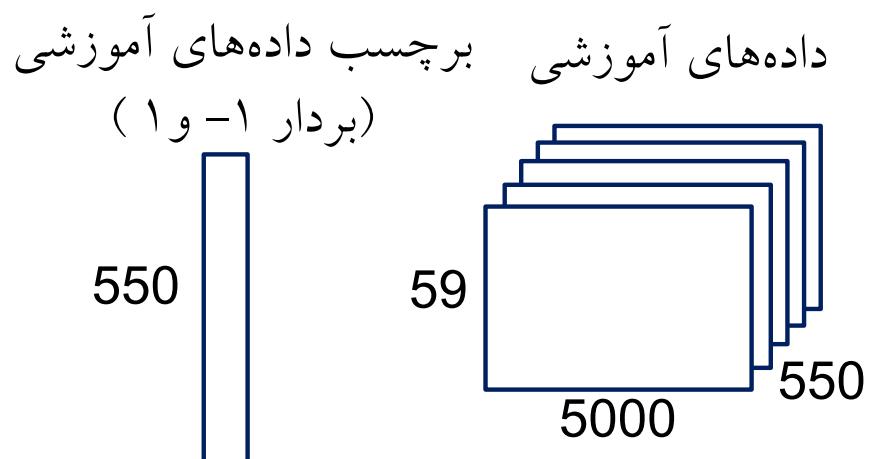
داده‌های مورد آزمایش



- داده‌ها با استفاده از یک سیستم ثبت ۶۴ کاناله (Neuracle Technology) ثبت شده‌اند.
- فرکانس نمونه‌برداری ۱۰۰۰ هرتز است.
- از ۵۹ کانال اندازه‌گیری EEG که در موقعیت استاندارد جهانی سیستم ۱۰-۲۰ تعمیم‌یافته قرار گرفته‌اند، برای ثبت داده‌ها استفاده شده است.
- هر آزمایش به صورت یک ماتریس 59×5000 نشان داده می‌شود که ۵۹ تعداد کانال‌ها بوده و ۵۰۰۰ تعداد نمونه‌های زمانی است. هر آزمایش متناظر با ۱ ثانیه قبل از شروع نمایش ویدئو تا ۴ ثانیه بعد از آن است.

داده‌های مورد آزمایش

10



□ تعداد کل داده‌ها: ۷۰۹ آزمایش

□ داده‌های آموزشی: ۵۵۰ آزمایش

□ کلاس مربوط به آنها مشخص شده است:

■ ۱: احساسات مثبت

■ -۱: احساسات منفی

□ داده‌های آزمون: ۱۵۹ آزمایش

□ هدف: تعیین برچسب داده‌های آزمون

معرفی چند ویژگی معروف در پردازش سیگنال‌های EEG



11

□ ویژگی‌های آماری

□ سادگی محاسبه و همچنین داشتن اطلاعات مناسبی از شکل موج

□ قابل محاسبه برای هر یک از کانال‌های سیگنال EEG ثبت شده

نام ویژگی	تعریف
واریانس	$\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (s[n] - \bar{s})^2$
هیستوگرام دامنه	چگالی دامنه در بازه‌های معین
ضرایب مدل AR	
فرم فاکتور ^۳	نسبت پویایی مشتق یکم سیگنال به پویایی سیگنال $FF = \frac{\sigma_{\dot{s}} / \sigma_s}{\sigma_{\ddot{s}} / \sigma_s}$
همبستگی بین سیگنال‌های دو کانال	$\sigma_{s_i, s_j} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (s_i[n] - \bar{s}_i)(s_j[n] - \bar{s}_j)$

معرفی چند ویژگی معروف در پردازش سیگنال‌های EEG



12

□ ویژگی‌های حوزه‌ی فرکانس

□ قابل محاسبه برای هر یک از کانال‌های سیگنال EEG ثبت شده

نام ویژگی	تعریف
فرکانس بیشینه ^۴	فرکانسی که بیشترین فراوانی را در طیف توان داشته باشد.
فرکانس میانگین	$f_{mean} = \frac{\int_0^{\infty} w \cdot S(w) dw}{\int_0^{\infty} S(w) dw}$ <p>میانگین وزنی فرکانس‌های موجود در چگالی طیف توان</p>
فرکانس میانه ^۵	$\int_0^{f_{mod}} S(w) dw = \int_{f_{mod}}^{\infty} S(w) dw$ <p>میانه‌ی وزنی فرکانس‌های موجود در طیف توان</p>
انرژی نسبی باندهای طیف توان	<p>توزیع فرکانسی سیگنال در ۷ باند فرکانسی معرفی شده در جدول (۴)</p> $power - spectral - ratio = \frac{\sum_{k=1}^N [S_i[k]]^2}{\sum_{i=1}^7 \left[\sum_{k=1}^N [S_i[k]]^2 \right]}$ <p>$S_i[k]$ بیانگر نمونه k-ام DFT سیگنال در باند فرکانسی i-ام است.</p>

معرفی چند ویژگی معروف در پردازش سیگنال‌های EEG



13

□ ویژگی‌های حوزه‌ی فرکانس

□ قابل محاسبه برای هر یک از کانال‌های سیگنال EEG ثبت شده

Brainwave Type	Frequency Range (Hz)	State of the brain
Delta (δ)	0.1Hz to 3Hz	Deep, dreamless sleep, non-REM sleep, unconscious
Theta (θ)	4Hz to 7Hz	Intuitive, creative, recall, fantasy, imaginary, dream
Alpha (α)	8Hz to 12Hz	Relaxed, but not drowsy, tranquil, conscious
Low-range Beta (β)	12Hz to 15Hz	Formerly SMR, relaxed yet focused, integrated
Mid-range Beta (β)	16Hz to 20Hz	Thinking, aware of self & surroundings
High-range Beta (β)	21Hz to 30Hz	Alertness, agitation
Gamma (γ)	30Hz to 100+Hz	Motor Functions, higher mental activity

انتخاب ویژگی‌های مؤثر



14

□ معیار انتخاب ویژگی فشر (معیار بر مبنای ماتریس پخشی) (یک بعدی)

□ معیار فشر را برای هر ویژگی (در هر کانال) به صورت زیر محاسبه می‌شود:

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

□ μ_0 ، μ_1 و μ_2 به ترتیب میانگین کل داده‌ها، میانگین کلاس 1 و میانگین کلاس 2 هستند.

□ σ_1^2 و σ_2^2 به ترتیب واریانس کلاس 1 و واریانس کلاس 2 هستند.

□ هرچه این کسر برای یک ویژگی مقدار بزرگ‌تری داشته باشد، نشان‌دهنده این است که آن ویژگی بهتر توانسته دو کلاس را از هم جدا کند.

□ با استفاده از این معیار می‌توان تا حدودی ویژگی‌های مؤثر را انتخاب کرد.

انتخاب ویژگی‌های مؤثر



15

□ 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.

□ ماتریس پخشی درون کلاسی:

$$S_1 = \frac{1}{N_1} \sum_{i \in C_1} (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}_1)(\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}_1)^T$$

$$S_W = S_1 + S_2$$

$$S_2 = \frac{1}{N_2} \sum_{i \in C_2} (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}_2)(\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}_2)^T$$

□ ماتریس پخشی میان کلاسی:

$$S_b = \sum_{i=1}^2 (\boldsymbol{\mu}_i - \boldsymbol{\mu}_0)(\boldsymbol{\mu}_i - \boldsymbol{\mu}_0)^T$$

□ معیار تعریف شده:

$$J_1 = \frac{\text{trace}(S_b)}{\text{trace}(S_W)}$$

$$J_2 = \frac{\det(S_b)}{\det(S_W)}$$

$$J_3 = (\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2)^T S_W^{-1} (\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2)$$

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

انتخاب ویژگی‌های مؤثر



16

□ k-fold cross-validation

□ می‌توان برای تعیین میزان خوب بودن یک دسته ویژگی (و طبقه‌بند استفاده شده)، از k-fold cross-validation استفاده کرد.

□ در این نوع اعتبارسنجی، داده‌های آموزشی به k زیرمجموعه افراز می‌شوند. از این k زیرمجموعه، هر بار یکی برای اعتبارسنجی و $(k-1)$ تای دیگر برای آموزش به کار می‌روند. به این صورت که $(k-1)$ زیرمجموعه برای آموزش طبقه‌بند استفاده شده و سپس از زیرمجموعه k -ام به عنوان داده ارزیابی استفاده می‌کنیم و خطا را بر روی این دسته حساب می‌کنیم.

□ این روال k بار تکرار می‌شود و هر داده‌ای دقیقاً $(k-1)$ بار برای آموزش و یک‌بار برای اعتبارسنجی به کار می‌رود. در نهایت میانگین نتیجه این k بار اعتبارسنجی به عنوان یک تخمین نهایی برگزیده می‌شود.

انتخاب ویژگی‌های مؤثر



17

□ k-fold cross-validation

□ برای اینکه تعیین کنیم یک دسته ویژگی انتخاب شده مناسب است یا خیر، میانگین خطای k-fold cross-validation را برای این دسته ویژگی حساب می‌کنیم.

□ در صورتی که پاسخ مناسب بود (خطا کم بود یا به طور معادل صحت طبقه‌بندی زیاد بود)، نتیجه می‌گیریم دسته ویژگی انتخاب شده مناسب بوده و می‌توان از آن برای آموزش طبقه‌بند استفاده کرده و برچسب داده‌های آزمون را با استفاده از این ویژگی‌ها تعیین کرد.

صورت مسئله به صورت کامل (فاز ۱)



18

- 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.
- ج) یک شبکه MLP طراحی کنید و با استفاده از دسته ویژگی‌های مختلف، آن را آموزش دهید و میانگین صحت طبقه‌بند را با استفاده از روش 5-fold cross-validation محاسبه کنید. با تغییر تعداد لایه‌ها، تعداد نوروها در هر لایه، تابع فعال‌سازی نوروها و تغییر دسته ویژگی‌های انتخاب شده سعی کنید بهترین شبکه MLP را که می‌توانید طراحی کنید.

صورت مسئله به صورت کامل (فاز ۱)



19

□ (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)



20

- برای انتخاب دسته ویژگی‌های مؤثر از بین ویژگی‌های استخراج شده از الگوریتم‌های تکاملی/الگوریتم‌های هوش ازدحامی استفاده کنید.
- می‌توانید از الگوریتم‌های معرفی شده در درس استفاده کنید یا اینکه الگوریتم‌های دیگری را امتحان کنید.
- برای تعریف تابع سازگاری مناسب می‌توانید از تعریف معیار مبتنی بر ماتریس‌های پخشی (در بعد بیشتر از ۱)، صحت طبقه‌بندی یا هر معیار مناسب دیگری استفاده کنید.
- طبقه‌بند 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



21

- تاریخ آپلود کدها، گزارش مختصر و نتایج: ۱۲ بهمن ۱۴۰۲
- توجه: برچسب‌های به‌دست‌آمده برای داده‌های آزمون حتماً آپلود شوند.
- تاریخ ارائه شفاهی: ۱۴ و ۱۵ بهمن

