P1-GridSearch:

یک راه تشخیص بهترین پارامترهای SVM استفاده از گرید سرچ است که از گرید سرچ استفاده کنیم؛ GridSearchCV تابعی در کتابخانه scikit-learn پایتون است که جستجوی جامعی را روی مقادیر پارامترهای مشخص شده برای یک تخمین‌گر انجام می‌دهد و برای یافتن بهترین ترکیب ابرپارامترها برای مدل یادگیری ماشین استفاده می شود.

تابع گریدسرچ یک تخمین‌گر، یک دیکشنری از فراپارامترها و مقادیر احتمالی آن‌ها و یک متریک امتیازدهی را برای ارزیابی عملکرد مدل می‌گیرد. سپس تمام ترکیب های ممکن از هایپرپارامترها را ایجاد می کند و مدل را با استفاده از اعتبار سنجی متقاطع ارزیابی می کند.

این تابع یک شی گرید را برمی گرداند که حاوی اطلاعاتی درباره بهترین هایپر پارامترهای یافت شده در طول جستجو و همچنین معیارهای عملکرد برای هر ترکیبی از فراپارامترها است. از این اطلاعات می توان برای انتخاب بهترین مدل برای استقرار استفاده کرد.

به طور کلی، گرید سرچ فرآیند یافتن فراپارامترهای بهینه برای یک مدل یادگیری ماشینی را با خودکار کردن جستجوی جامع در تمام ترکیب‌های ممکن، ساده می‌کند.پس از این تابع در جهت یافتن حدود بهترین پارامترها استفاده میکنیم. اما سوالی که پیش می آید این است که پارامترهای SVM چه هستند؟

در SVM (Support Vector Machine)، C و Gamma دو پارامتر مهمی هستند که بر عملکرد مدل تاثیر می گذارند.

پارامتر C:

C پارامتر تنظیم در SVM است. این مبادله بین دستیابی به یک خطای آموزشی کم و یک خطای تست کم را کنترل می کند. مقدار کوچکتر C حاشیه وسیع تری ایجاد می کند و خطاهای بیشتری در داده های آموزشی ایجاد می کند اما ممکن است بهتر به داده های دیده نشده تعمیم دهد. از طرف دیگر، مقدار بزرگتر C یک حاشیه باریک ایجاد می کند که ممکن است منجر به تطبیق بیش از حد داده های آموزشی شود.

پارامتر گاما:

گاما پارامتری است که تعیین می کند تا چه حد تأثیر یک مثال آموزشی منفرد می رسد. گامای کوچک به این معنی است که هر نقطه تأثیر گسترده ای دارد، در حالی که گامای بزرگ به این معنی است که هر نقطه تأثیری محدود به همسایگان خود دارد. یک گامای کوچک منجر به یک مرز تصمیم هموارتر می شود، در حالی که یک گامای بزرگ باعث ایجاد مرزهای تصمیم گیری پیچیده تر می شود.حال که حدود بهترین هایپر پارامترهارا بدست آوردیم سعی میکنیم از آنها برای افزایش هرچه بیشتر دقت استفاده کنیم.

P2-TestingSVMParameters:

حال که مرحله قبل به اتمام رسیده متوجه میشویم اگر گاما را به صورت خودکار انتخاب و C را از مرتبه 10 انتخاب کنیم بهترین نتیجه را میگیریم سعی میکنیم کمی بیشتر روی پارامتر C تمرکز کرده و مقدار بهتری برای آن بیابیم.

نتیجه این قسمت این است که اگر C را کمی بیشتر از حد مورد توقع قرار دهیم دو اتفاق می‌افتد؛ یک اینکه دقت تا حد قابل قبولی ثابت میماند اما نکته مهم تر که برای ما از اهمیت بیشتری برخوردار است این است که اگر مقدار C بزرگتر از حد باشد از یک نقطه خاص به بعد تاثیری نخواهد داشت که ما از این مهم در ادامه استفاده خواهیم کرد.

P3-NeuralNetworkParameterTuning:

سعی میکنیم برای شبکه عصبی مقادیر پارامترها را تنظیم کنیم. اما پارامترهای شبکه عصبی چه هستند؟

پارامتر "unit" تعداد نورون های لایه را مشخص می کند. ابعاد فضای خروجی را تعیین می کند. به عنوان مثال، اگر تعداد نورون ها را 64 تنظیم کنید، لایه یک تانسور شکل "(batch\_size، 64)" را تولید می کند.

پارامتر "activity\_regularizer" برای اعمال جریمه بر روی خروجی لایه استفاده می شود. این تابعی است که یک تانسور را می گیرد و یک مقدار تلفات منظم شدن اسکالر را برمی گرداند. این می تواند برای جلوگیری از برازش بیش از حد با تشویق مدل به داشتن وزن های کوچکتر یا فعال سازی های پراکنده تر استفاده شود.

در نهایت با جابه‌جا کردن این دو مقدار میتوان بهترین مقدار ها را برای شبکه عصبی بدست آورد. اما باید توجه داشت که با افزایش تعداد نورون های هر لایه پیچیدگی مدل بیشتر و در نتیجه شبکه عصبی مدل پیچیده تری به ما خواهد داد که نتیجه آن وابستگی بیشتر اطلاعات بوده بنابرین سعی میکنیم در مراحل بعد از تعداد نورون های کمتری در هر لایه استفاده کنیم.

P4-FindingBestFeatures:

در مرحله اخر بر اساس پارامترهایی که از قبل بدست آوردیم مقدار مناسب از فیچرها با وزن بزرگ تر ( چه منفی و چه مثبت ) در هر مرحله جدا کرده و svm را با آن آموزش میدهیم و در نهایت score آن را محاسبه میکنیم در دور بعد شبکه را بدون درنظر گرفتن آن ویژگی ها آموزش میدهیم و دوباره مراحل قبل را تکرار میکنیم حال اگر امتیاز بالا رفت ادامه میدهیم در غیر اینصورت ادامه لازم نیست.

در نهایت مشاهده میکنیم که اگر تعداد فیچر های دریافتی در هر مرحله کم یا زیاد باشد امتیاز را کاهش میدهد و بهترین تعداد فیچرهای دریافتی در هر مرحله 20 عدد میباشد.