

تکلیف دوم درس شبکه های عصبی

وحید ملکی، پوریا دادستان

۱۴۰۴ آذر ۱۵

سوال ۵: پیش‌بینی فعال‌سازی هشدار آتش‌سوزی با شبکه عصبی MLP

۱. مقدمه و پیش‌پردازش داده‌ها

در این پروژه، هدف طراحی یک مدل شبکه عصبی برای پیش‌بینی وضعیت هشدار آتش‌سوزی در خانه‌های هوشمند بر اساس داده‌های سنسورهای محیطی است. مجموعه داده شامل حدود ۷۰،۰۰۰ نمونه با ویژگی‌های مختلف (دما، رطوبت، غلظت گازها و ...) است.

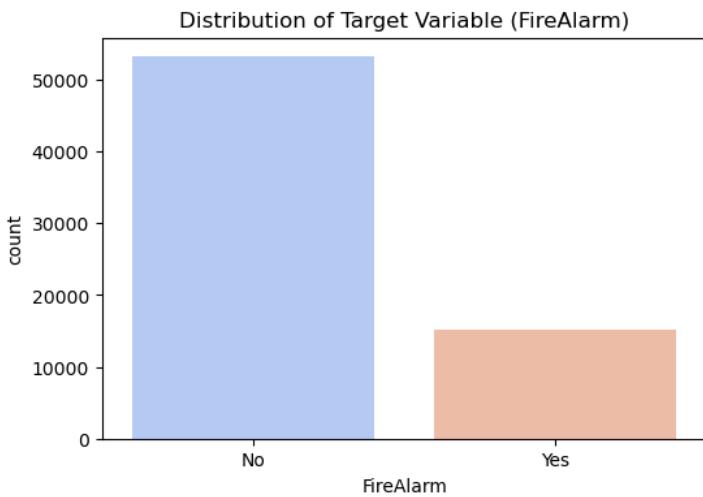
۱-۱. مدیریت مقادیر گمشده (Missing Values)

پس از بارگذاری داده‌ها، مشخص شد که حدود ۱۶۲,۷۴۷ مقدار گمشده در دیتاست وجود دارد. برای مدیریت این مقادیر از روش‌های زیر استفاده شد:

- ویژگی‌های عددی: از میانه (Median) استفاده شد، زیرا نسبت به میانگین در برابر داده‌های پرت مقاوم‌تر است.
- ویژگی‌های دسته‌بندی: از مد (Mode) یا پر تکرارترین مقدار استفاده شد.

۱-۲. کدگذاری ویژگی‌های گستته (Encoding)

ویژگی‌های غیر عددی مانند جهت وزش باد (RedLightDir، SteamDir) با استفاده از روش Label Encoding به اعداد تبدیل شدند. متغیر هدف (FireAlarm) نیز به صورت دودویی (۰ برای خیر و ۱ برای بله) کدگذاری شد.



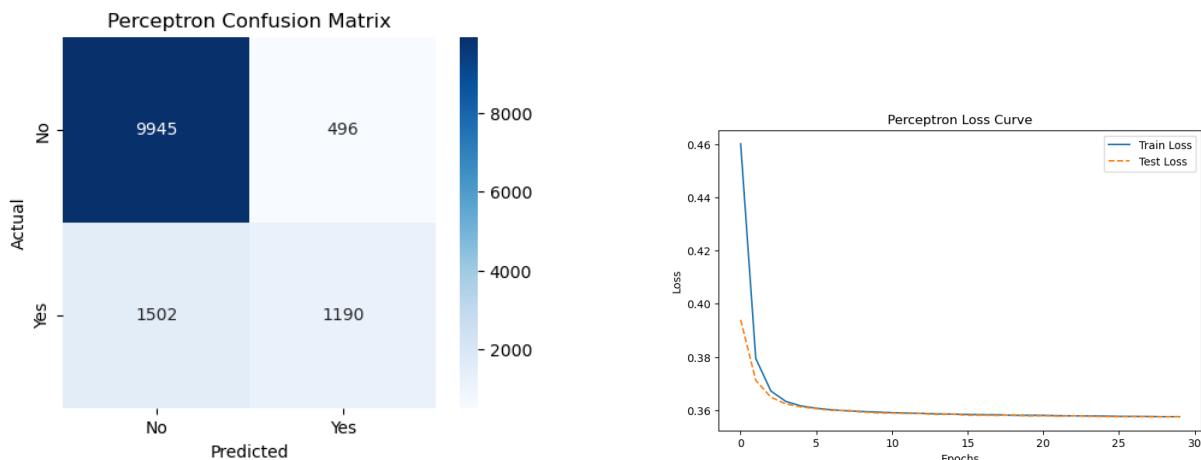
شکل ۱: توزیع متغیر هدف (FireAlarm). مشاهده می‌شود که عدم توازن کلاس مشهود است (تعداد نمونه‌های "خیر" بسیار بیشتر از "بله" است).

۱-۳. شناسایی داده‌های پرت و نرمال‌سازی

برای شناسایی داده‌های پرت از روش امتیاز استاندارد (Z-Score) با آستانه ۳ استفاده شد. در نتیجه، حدود 4335 نمونه پرت حذف گردید و تعداد نمونه‌ها به 65,664 رسید. سپس داده‌ها با استفاده از Standard Scaler نرمال‌سازی شدند تا میانگین هر ویژگی صفر و انحراف معیار آن یک شود. این کار برای همگرایی سریع‌تر گردایان نزولی حیاتی است.

۲. بررسی تفکیک‌پذیری خطی (شبکه پرسپترون)

یک شبکه پرسپترون تک لایه (Single Layer Perceptron) طراحی شد تا خطی بودن داده‌ها بررسی شود. نتایج نشان داد که دقیقیت کلی مدل حدود 84.79% است، اما در شناسایی کلاس اقلیت (آتش‌سوزی) ضعیف عمل می‌کند (Recall برابر 0.44). این نشان می‌دهد که داده‌ها به طور کامل خطی جدایی‌پذیر نیستند و برای دستیابی به عملکرد بهتر، به مدل‌های پیچیده‌تر و غیرخطی نیاز است.



(ب) ماتریس درهم‌ریختگی پرسپترون

(آ) منحنی خطای آموزش و آزمون پرسپترون

شکل ۲: نتایج ارزیابی مدل خطی پرسپترون

۰.۳ طراحی و بهینه‌سازی شبکه عصبی چندلایه (MLP)

با توجه به عدم توازن شدید کلاس‌ها (تعداد نمونه‌های سالم حدود ۴ برابر نمونه‌های آتش‌سوزی)، از تکنیک وزن‌دهی به تابع هزینه (Weighted Loss) استفاده شد. وزن کلاس مثبت حدود ۳.۸۸ محاسبه گردید تا مدل تنبیه پیشتری برای عدم تشخیص آتش‌سوزی دریافت کند.

۰.۱-۳. معماری شبکه پیشنهادی

پس از آزمایش‌های متعدد، معماری زیر انتخاب شد:

۰. لایه ورودی: ۲۰ نورون (متناظر با ویژگی‌ها)

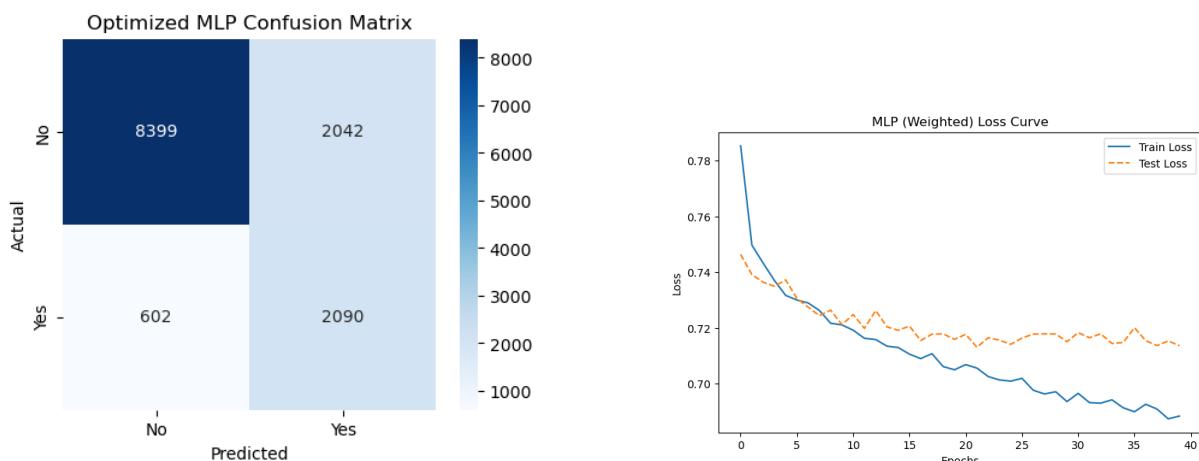
۰. لایه مخفی ۱: ۶۴ نورون با تابع فعال‌ساز ReLU و لایه Dropout با نرخ ۰.۲

۰. لایه مخفی ۲: ۳۲ نورون با تابع فعال‌ساز ReLU

۰. لایه خروجی: ۱ نورون (پیش‌بینی بازنی)

۰.۲-۳. تحلیل نتایج نهایی

مدل MLP بهینه شده توانست به دقت کلی ۷۹.۸۷٪ دست یابد. نکته حائز اهمیت، افزایش چشمگیر نرخ فراخوانی (Recall) برای کلاس آتش‌سوزی به ۰.۷۸ است (در مقایسه با ۰.۴۴ در پرسپترون). این یعنی مدل توانسته است اکثر موارد واقعی آتش‌سوزی را شناسایی کند، هرچند به قیمت کاهش اندازی در دقت کلی (افزایش هشدارهای کاذب) در سیستم‌های اینی، شناسایی خطر اولویت بالاتری نسبت به دقت کلی دارد.



(ب) ماتریس درهم‌ریختگی مدل MLP

(آ) منحنی خطا مدل MLP

شکل ۳: نتایج نهایی شبکه عصبی بهینه شده با تابع هزینه وزن‌دار

۰.۴ نتیجه‌گیری

این پروژه نشان داد که:

۱. پیش‌پردازش دقیق (حذف داده‌های پرت و نرمال‌سازی) تأثیر بزرگی در پایداری آموزش دارد.

۲. داده‌های این مسئله به طور کامل خطی جدایی‌پذیر نیستند.

۳. استفاده از شبکه عصبی عمیق‌تر همراه با استراتژی مدیریت عدم توازن (مانند Weighted BCE Loss) باعث بهبود قابل توجه در شناسایی رخدادهای حساس (آتش‌سوزی) می‌شود.