

کاهش نویز با استفاده از تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) و خودرمزگذارها (Autoencoders)

هیوا ابوالهادی زاده ۴۰۰۴۰۵۰۰۴

درس یادگیری ماشین

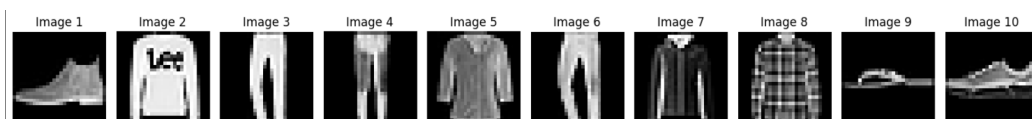
۴ بهمن ۱۴۰۳

۱ مقدمه

در دنیای یادگیری ماشین و پردازش تصویر، حذف نویز از داده‌ها یکی از چالش‌های اصلی به شمار می‌رود. نویز می‌تواند کیفیت داده‌ها را کاهش دهد و عملکرد مدل‌های یادگیری ماشین را تحت تأثیر قرار دهد. روش‌های متعددی برای کاهش نویز وجود دارد که از میان آن‌ها، تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) و خودرمزگذارها (Autoencoders) به دلیل دقت و کارایی بالا بسیار مورد توجه قرار گرفته‌اند. در این گزارش، این دو روش بر روی دیتاست Fashion MNIST بررسی می‌شوند.

۲ دیتاست Fashion MNIST

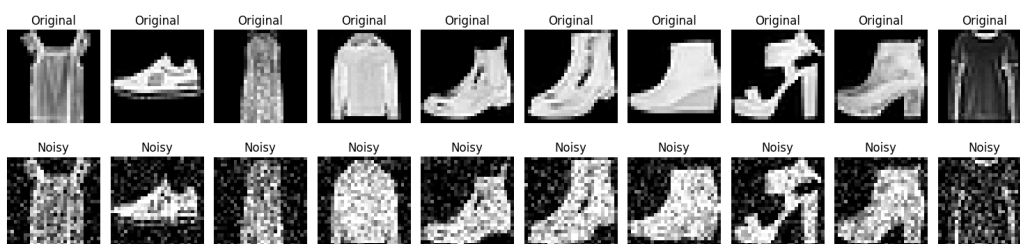
دیتاست Fashion MNIST شامل ۶۰,۰۰۰ تصویر سیاه و سفید 28×28 برای آموزش و ۱۰,۰۰۰ تصویر برای تست است. هر تصویر به یکی از ۱۰ کلاس مختلف از پوشاک (مانند تی‌شرت، کفش، کیف و غیره) تعلق دارد. این دیتاست یک جایگزین مناسب برای دیتاست کلاسیک MNIST است و چالش بیشتری برای الگوریتم‌ها فراهم می‌کند.



شکل ۱: دیتاست Fashion MNIST چند نمونه از

۳ نویز گوسی و اضافه کردن آن به تصاویر

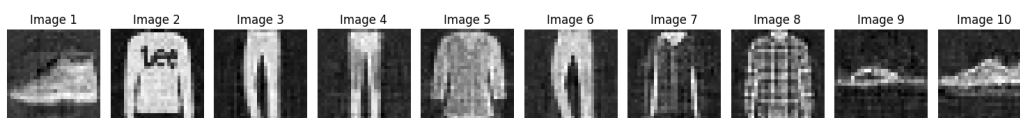
نویز گوسی نوعی نویز است که طبق توزیع نرمال (گوسی) عمل می‌کند. این نویز به طور تصادفی به پیکسل‌های تصویر اضافه می‌شود و باعث کاهش کیفیت تصویر می‌گردد. در این پروژه، نویز گوسی با میانگین صفر و یک مقدار مشخص از انحراف معیار به تصاویر اضافه شد. این فرآیند باعث شد تصاویر اصلی به تصاویر نویزی تبدیل شوند که چالش‌های بیشتری برای فرآیند کاهش نویز ایجاد می‌کند.



شکل ۲: تصاویر دیتاست بعد از اضافه کردن نویز

۴ PCA

تحلیل مؤلفه‌های اصلی یک روش کاهش بُعد خطی است که از تبدیل خطی برای کاهش ابعاد داده استفاده می‌کند. PCA مؤلفه‌هایی را شناسایی می‌کند که بیشترین واریانس را در داده‌ها توضیح می‌دهند. در این پروژه، PCA برای فشرده‌سازی تصاویر نویزی استفاده شد و سپس تصاویر بازسازی شده برای بررسی میزان حذف نویز مورد ارزیابی قرار گرفتند. نتایج نشان داد که با استفاده از تعداد محدودی از مؤلفه‌های اصلی، می‌توان نویز را تا حد قابل قبولی کاهش داد.

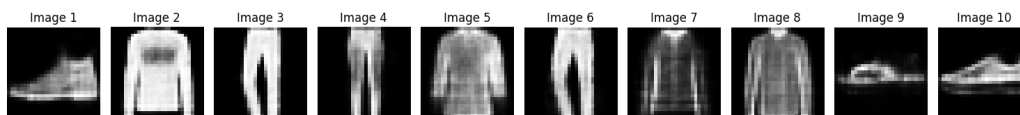


شکل ۳: کاهش نویز با استفاده از PCA با نویز کم

۵ Auto-Encoders

خودرمزگذارها نوعی شبکه عصبی هستند که برای فشرده‌سازی و بازسازی داده‌ها طراحی شده‌اند. این مدل شامل دو بخش اصلی است: بارور (Encoder) که داده‌ها را به نمایش فشرده تبدیل می‌کند و بازگشایی‌کننده (Decoder) که داده‌های اصلی را از نمایش فشرده بازسازی

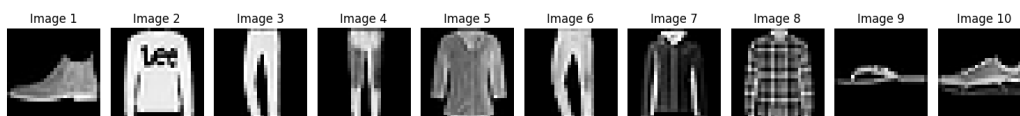
می‌کند. در این پروژه، یک خودرمزگذار عمیق برای کاهش نویز تصاویر مورد استفاده قرار گرفت. این مدل پس از آموزش با داده‌های نویزی توانست تصاویر بازسازی شده‌ای تولید کند که نویز کمتری داشتند و جزئیات بیشتری حفظ شده بود.



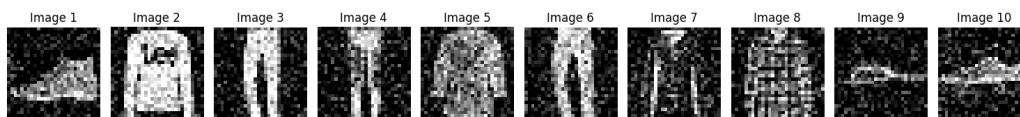
شکل ۴: کاهش نویز با استفاده از AutoEncoder

۶ نتیجه‌گیری

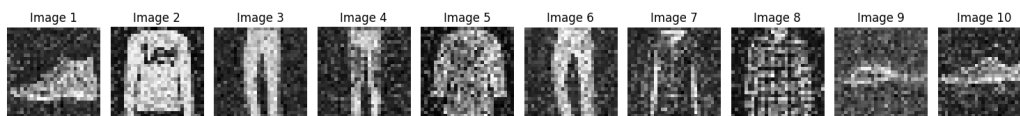
مقایسه نتایج نشان داد که خودرمزگذارها عملکرد بهتری نسبت به PCA در حذف نویز داشتند. در حالی که PCA توانست نویز را کاهش دهد، اما برخی جزئیات تصویر از دست رفتند. در مواردی که میزان نویز اضافه شده کم باشد، PCA عملکرد مناسبی دارد، زیرا به خوبی می‌تواند واریانس‌های اصلی داده‌ها را حفظ کند. اما در نویزهای زیاد، PCA عملکرد ضعیف‌تری نشان می‌دهد، زیرا کاهش بُعد خطی نمی‌تواند پیچیدگی و توزیع نویز را مدیریت کند. در مقابل، خودرمزگذارها توانستند تصاویر با کیفیت‌تری بازسازی کنند و ساختار اصلی تصاویر را بهتر حفظ نمایند. این به دلیل توانایی خودرمزگذارها در یادگیری روابط غیرخطی و بازسازی دقیق‌تر داده‌ها حتی در حضور نویز زیاد است.



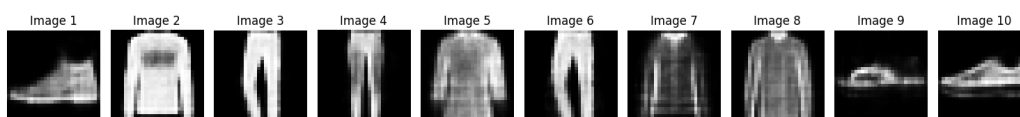
شکل ۵: داده‌ی test



شکل ۶: داده‌ی test نویزدار شده



شکل ۷: کاهش نویز با استفاده از pca



شکل ۸: کاهش نویز با استفاده از AutoEncoder

۷ پیشنهادات

۱. استفاده از خودرمزگذارهای پیشرفته مانند Variational Autoencoders (VAEs) برای بهبود بازسازی تصاویر (به دلیل توانایی بالا در یادگیری روابط پیچیده بین داده‌ها).
۲. اعمال ترکیبی از PCA و خودرمزگذارها برای دستیابی به کاهش نویز بهتر (به دلیل مزیت‌های ترکیبی این دو روش).
۳. استفاده از داده‌های پیچیده‌تر برای ارزیابی بیشتر کارایی روش‌های کاهش نویز (برای بررسی عملکرد مدل‌ها در سناریوهای واقعی‌تر).
۴. انتخاب PCA برای داده‌های با نویز کم (زیرا واریانس اصلی داده‌ها را حفظ می‌کند) و خودرمزگذارها برای داده‌های با نویز زیاد (به دلیل توانایی بهتر در مدل‌سازی روابط غیرخطی).