



بِسْمِ اللّٰهِ الرَّحْمٰنِ الرَّحِيْمِ

گزارش کار تمرین ۳-۲ - یادگیری عمیق

عنوان تمرین :

طراحی معماری بهینه شبکه عصبی

مطالعه سیستماتیک ابليشن (Ablation Study)

مجموعه داده : Fashion-MNIST

دانشجو : محمدداود وهاب رجائی

شماره دانشجویی : ۴۰۴۱۴۱۹۰۴۱

استاد محترم : دکتر کیوان راد

حل تمرین : دکتر گلیزاده

فهرست مطالب

چکیده	۱
مقدمه و روش‌شناسی	۱
فاز اول : اکتشاف و تحلیل مؤلفه‌ها	۲
۱. ضرورت غیرخطی بودن(Non-Linearity)	۲
۲. مقایسه توابع فعال‌ساز (Activation Functions)	۳
۳. تحلیل روش‌های تنظیم (Regularization)	۳
فاز دوم : طراحی مدل قهرمان (The Champion Model)	۵
نتایج آزمایش‌های نهایی	۶
تحلیل نهایی	۶
نتیجه‌گیری	۷
پیوست	۷

چکیده

هدف این پژوهش، یافتن بهترین معماری شبکه عصبی تمام متصل (Fully Connected) برای طبقه‌بندی تصاویر Fashion-MNIST از طریق یک رویکرد تجربی سیستماتیک است. در فاز اول، ۱۵ آزمایش اکتشافی برای بررسی تأثیر ایزوله توابع فعال‌ساز، روش‌های تنظیم (Regularization) و عمق شبکه انجام شد. نتایج نشان داد که استفاده از توابع غیرخطی و نرمال‌سازی دسته‌ای (Batch Normalization) بیشترین تأثیر مثبت را دارند. بر اساس این یافته‌ها، در فاز دوم، سه معماری نامزد (Champion) طراحی و تست شدند. مدل نهایی با ترکیب Leaky ReLU و Batch Normalization توانست به دقت اعتبارسنجی ۹۰.۰۷٪ دست یابد که نسبت به مدل پایه خطی (۸۴.۸۳٪)، بهبود قابل توجهی را نشان می‌دهد.

مقدمه و روش‌شناسی

مطالعه ابليشن (Ablation Study) روشی است که در آن اجزای یک سیستم هوش مصنوعی به صورت جداگانه حذف یا تغییر داده می‌شوند تا سهم هر جزء در عملکرد کلی مشخص شود. برای این آزمایش، از یک چارچوب کدنویسی استاندارد با قابلیت بازتولید (Reproducibility) استفاده شد. تمامی آزمایش‌ها با Seed=۴۲، تعداد ۲۰ اپک، و بهینه‌ساز Adam اجرا شدند.

معماری پایه (Baseline) :

- ورودی : ۷۸۴ (۲۸×۲۸ پیکسل)
- لایه‌های مخفی : [۱۲۸, ۲۵۶]
- خروجی : ۱۰۰ کلاس

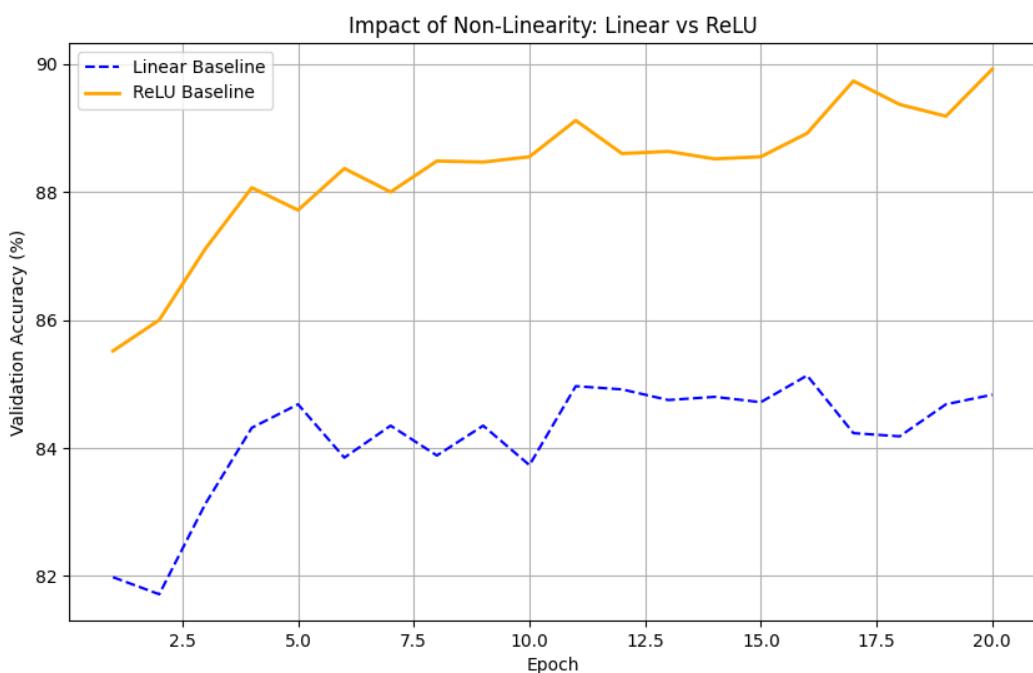
فاز اول : اکتشاف و تحلیل مؤلفه‌ها

در این مرحله، تأثیر هر مؤلفه به صورت جداگانه بررسی شد. نتایج کلیدی به شرح زیر است :

۱. ضرورت غیرخطی بودن (Non-Linearity)

مقایسه مدل خطی خالص با مدل‌های دارای تابع فعال‌ساز نشان داد که یادگیری الگوهای تصویری بدون غیرخطی‌سازی ممکن نیست.

- مدل خطی (Linear Baseline) : دقت ۸۴.۸۳٪
- مدل پایه با ReLU : دقت ۸۹.۹۲٪
- نتیجه : افزودن تابع فعال‌ساز باعث جهش ۵ درصدی در دقت مدل شد.



شکل ۱ : مقایسه روند یادگیری مدل خطی (ReLU Baseline) در مقابل مدل با تابع فعال‌ساز (Linear Baseline)

همانطور که مشاهده می‌شود، مدل خطی (خط‌چین آبی) در حدود دقت ۸۵٪ متوقف شده است، در حالی که مدل غیرخطی (خط نارنجی) توانسته است به دقت بالاتر از ۸۹٪ دست یابد. این تفاوت چشمگیر نشان‌دهنده اهمیت حیاتی توابع فعال‌ساز غیرخطی در استخراج ویژگی‌های پیچیده از تصاویر است.

۲. مقایسه توابع فعال‌ساز (Activation Functions)

عملکرد توابع مختلف در شرایط یکسان مقایسه شد:

- ReLU و Tanh (۸۹.۱۵٪) : عملکرد ضعیفتر نسبت به Sigmoid.
- احتمالاً به دلیل مشکل محو شدن گرادیان (Vanishing Gradient) در اپک‌های میانی.
- ReLU (۸۹.۹۲٪) : عملکرد استاندارد و سریع.
- Leaky ReLU (۸۹.۷۳٪ - ۹۰.۳۰٪) در تکرارهای (ReLU) بهترین عملکرد را نشان داد. این تابع با داشتن شبیه ملایم در قسمت منفی، از مشکل "مرگ نورون‌ها" (Dead ReLU) جلوگیری می‌کند.
- Maxout و ELU: عملکرد پایین‌تری نسبت به خانواده ReLU داشتند و پیچیدگی محاسباتی Maxout توجیه اقتصادی نداشت.

۳. تحلیل روش‌های تنظیم (Regularization)

- BN (Batch Normalization) : مؤثرترین تکنیک بود. مدل bn_relu به دقت ۹۰.۰۳٪ (در آزمایش‌های اولیه) رسید. BN با نرمال‌سازی ورودی هر لایه، آموزش را پایدارتر و سریع‌تر کرد.
- Dropout : استفاده از Dropout بانرخ ۳.۰ باعث افت دقت شد (۸۹.۱۲٪). این نشان می‌دهد که برای این شبکه نسبتاً کوچک و تعداد اپک کم، حذف ۳۰ درصد نورون‌ها باعث "Underfitting" جزئی شده و مانع یادگیری مؤثر می‌شود.
- داده‌افزایی (Augmentation) : تأثیر معناداری در ۲۰ اپک نداشت. داده‌افزایی معمولاً در آموزش‌های طولانی مدت برای جلوگیری از بیش‌برازش مؤثر است.

(Run ID) نام مدل	فعال ساز	Batch Norm	Dropout	Augmentation	دقت نهایی
linear_baseline	linear	No	.	No	۸۴.۸۳
linear_bn	linear	Yes	.	No	۸۴.۶۵
linear_dropout	linear	No	.۳	No	۸۴.۸۳
linear_full_reg	linear	Yes	.۳	Yes	۸۴.۶۵
baseline_relu	relu	No	.	No	۸۹.۹۲
act_sigmoid	sigmoid	No	.	No	۸۹.۱۳
act_tanh	tanh	No	.	No	۸۹.۱۵
act_leaky_relu	leaky_relu	No	.	No	۸۹.۷۳
act_elu	elu	No	.	No	۸۴.۸۳
act_maxout	maxout	No	.	No	۸۶.۲۳
bn_relu	relu	Yes	.	No	۸۹.۷۳
dropout_relu	relu	No	.۳	No	۸۹.۱۲
aug_relu	relu	No	.	Yes	۸۹.۹۲
best_combo	relu	Yes	.۳	Yes	۹۰.۰۲
deeper_relu	relu	No	.	No	۸۹.۸۳
champion_۱_leaky_bn	leaky_relu	Yes	.	No	۹۰.۰۷
champion_۲_leaky_bn_dropout	leaky_relu	Yes	.۲	No	۹۰.۰۵
champion_۳_wide_leaky_bn	leaky_relu	Yes	.	No	۸۹.۸۲

جدول فوق نتایج ۱۸ آزمایش مختلف را بر روی مجموعه داده Fashion-MNIST نشان می‌دهد. مدل‌های champion بر اساس بهترین تنظیمات به دست آمده از آزمایش‌های قبلی طراحی شده‌اند. همان‌طور که مشاهده می‌شود، مدل champion_۱_leaky_bn با استفاده از تابع فعال‌ساز Leaky ReLU و تکنیک Batch Normalization بدون (Augmentation و Dropout)، به بالاترین دقیقیت نهایی (۹۰.۰۷٪) دست یافته است. این نتیجه نشان‌دهنده اثربخشی ترکیب مناسب تابع فعال‌ساز و نرمال‌سازی دسته‌ای در بهبود عملکرد شبکه برای این مجموعه داده خاص است. همچنین، مقایسه مدل‌های linear با مدل‌های دارای توابع فعال‌ساز غیرخطی، بر اهمیت استفاده از غیرخطیت در شبکه‌های عصبی برای یادگیری ویژگی‌های پیچیده تأکید می‌کند.



شکل ۳: منحنی‌های یادگیری برای روش‌های مختلف تنظیم

نمودار سمت راست (Validation Accuracy) نشان می‌دهد که مدل دارای Batch Normalization (خط سبز) بالاترین دقیقت را کسب کرده است، در حالی که مدل خطی پایه (خط آبی) پایین‌ترین عملکرد را دارد.

فاز دوم : طراحی مدل قهرمان (The Champion Model)

بر اساس تحلیل‌های فاز اول، استراتژی زیر برای طراحی مدل بهینه اتخاذ شد :

۱. انتخاب فعال‌ساز Leaky ReLU : به عنوان جایگزین قدرتمندتر ReLU انتخاب شد.
۲. انتخاب تنظیم‌گر Batch Normalization : به عنوان عضو ضروری ثبت شد.
۳. مدیریت Dropout : از آنجا که نرخ ۰.۳ مخرب بود، در یکی از مدل‌ها نرخ ملایم‌تر (۰.۲) تست شد و در مدل دیگر کلاً حذف شد.
۴. معماری : از آنجا که افزایش عمق (۳ لایه) در فاز اول تأثیر مثبتی نداشت، تمرکز بر روی معماری ۲ لایه باقی ماند، اما یک نسخه "عرضی‌تر (Wider)" نیز تست شد.

نتایج آزمایش‌های نهایی

نام مدل (Run ID)	معماری	فعال ساز	Batch Norm	Dropout	دقت نهایی	تحلیل
Champion ۱	[۱۲۸, ۲۵۶]	Leaky ReLU	Yes	.	۹۰.۰۷%	برنده : تعادل عالی بین سرعت و دققت
Champion ۲	[۱۲۸, ۲۵۶]	Leaky ReLU	Yes	۰.۲	۹۰.۰۵%	درآپاوت کم هم تفاوت معناداری ایجاد نکرد
Champion ۳	[۲۵۶, ۵۱۲]	Leaky ReLU	Yes	.	۸۹.۸۲%	افزایش عرض شبکه باعث پیچیدگی بهبود شد.

همانطور که مشاهده می‌شود، مدل ۳ Champion با وجود داشتن بیش از ۵۳۵ هزار پارامتر (بیش از دو برابر مدل‌های دیگر)، افزایش دققت چشمگیری نسبت به مدل (۱) Champion با ۲۳۵ هزار پارامتر) نداشت. این نشان می‌دهد که افزایش عرض شبکه لزوماً به بهبود عملکرد کمک نمی‌کند و ممکن است تنها هزینه محاسباتی را بالا ببرد.

تحلیل نهایی

۱. سینرژی BN و Leaky ReLU : ترکیب این دو به شبکه اجزاء داد تا گرادیان‌ها را به خوبی در شبکه جریان دهد (به لطف Leaky ReLU) و توزیع داده‌ها را در لایه‌های میانی کنترل کند (به لطف BN).
۲. پرهیز از بیش برآذش (Over-regularization) : در شبکه‌هایی با اندازه متوسط مانند این مدل روی دیتاست Fashion-MNIST، استفاده همزمان از Dropout سنگین و Augmentation در ۲۰ اپک، مانع از همگرایی کامل مدل می‌شود. مدل برنده با حذف این سربارها، سریع‌تر یاد گرفت.
۳. کفایت معماری: نتایج نشان داد که معماری [۱۲۸, ۲۵۶] ظرفیت کافی برای یادگیری ویژگی‌های این دیتاست را دارد و بزرگ‌تر کردن آن (۳) تنها هزینه محاسباتی را بالا برده و دققت را اندکی کاهش می‌دهد (احتمالاً به دلیل سخت‌تر شدن بهینه‌سازی).

نتیجه‌گیری

در این تمرین، با اجرای ۱۸ آزمایش کنترل شده، ما از یک مدل خطی با دقت ۸۴٪ به یک مدل بهینه با دقت ۹۰.۷٪ رسیدیم.

پیکربندی پیشنهادی نهایی برای Fashion-MNIST با محدودیت منابع فعلی عبارت است از:

- لایه ها : ۲ لایه مخفی [۱۲۸, ۲۵۶]
- تابع فعال ساز : Leaky ReLU
- تکنیک تنظیم : (Dropout) بدون Batch Normalization
- تعداد اپک : ۲۰

پیوست

- فایل fashion_mnist_fc_ablation_results.csv شامل ریز نتایج تمامی آزمایش‌ها.
- فایل model_champion_1_leaky_bn.pth (وزن‌های مدل برتر)