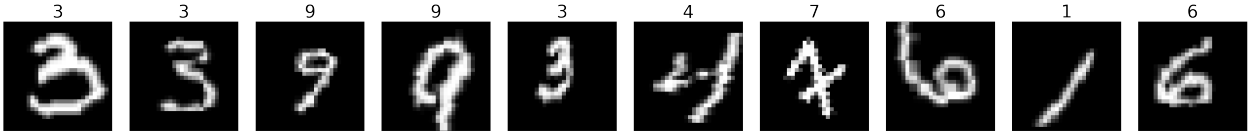
تشخیص ارقام دست‌نویس

در این تمرین، می‌خواهیم به کمک شبکه‌های عصبی مسئلهٔ classification تصویر ارقام دست‌نویس را حل کنیم. مجموعه داده‌های مورد استفاده در این مسئله، برگرفته از مجموعه داده‌های MNIST است که برای این تمرین، اندکی مورد پردازش قرار گرفته است. چند نمونه از تصاویر این مجموعه داده در شکل ۱ نشان داده شده‌است. این مجموعه داده شامل ۹۸۰۰۰ تصویر ۲۸ در ۲۸ برای آموزش شبکه (با برچسب) و ۲۱۰۰۰ تصویر (بدون برچسب) برای ارزیابی مدل و نمره‌دهی است.



شکل ۱: چند نمونه از تصاویر مجموعه دادهٔ مسئله

به همراه این فایل، یک فایل جوپیتر نوت‌بوک نیز در اختیارتان قرار گرفته است که بایستی پیاده‌سازی و آموزش شبکه عصبی خود را در آن انجام دهید. آن چه تحویل خواهید داد، فایل نوت‌بوک مذکور و فایل prediction داده‌های ارزیابی است. فایل hw4_helper.py نیز حاوی توابع کمکی برای دریافت دیتاست و ذخیره prediction است که در ادامه نحوه استفاده از آن شرح داده شده‌است.

دریافت داده‌ها

برای دریافت داده‌ها می‌توانید از توابع زیر استفاده کنید:

```
import hw4_helper
x_train, y_train = hw4_helper.get_train_data()
x_test = hw4_helper.get_test_data()
```

این توابع، برای اولین بار فایل دیتاست را دانلود کرده و در فولدر data_cache ذخیره می‌کنند. در دفعات بعدی چون فایل‌ها در آن مسیر موجود اند، تصاویر بدون دانلود مجدد از همان‌جا load می‌شوند. در صورت بروز هرگونه مشکل با توابع مذکور، می‌توانید فایل x_train، y_train و x_test را دانلود کرده و با استفاده از تابع np.load('path/to/file') آن‌ها را load کنید.

نکته مهم: برای آموزش شبکه خود فقط و فقط از x_train و y_train استفاده کنید.

طراحی مدل

پیشنهاد می‌شود برای طراحی مدل خود، از کتابخانه‌های PyTorch، Tensorflow یا Keras استفاده کنید. مدل شما باید یک batch از تصاویر را که ابعاد آن $B \times ۲۸ \times ۲۸$ است را دریافت کرده و به ازای هر تصویر، یک بردار ۱۰ بعدی بعنوان خروجی برگرداند که هر عنصر آن، احتمال هریک از برچسب‌ها (ارقام ۰ تا ۹) باشد. (ابعاد خروجی باید $B \times ۱۰$ باشد.)

ساده‌ترین مدلی که می‌توانید طراحی کنید، فقط شامل لایه‌های Fully Connected است. در این حالت، باید تصاویر خود را بصورت یک آرایهٔ یک‌بعدی (با $۷۸۴ = ۲۸ \times ۲۸$ عنصر) به مدل بدهید. در مدل نیز کافیست بصورت پشت سر هم، لایه‌های خطی را با تابع فعال‌سازی ReLU قرار دهید. در آخرین لایه (که شامل ۱۰ نورون است) نیز باید از تابع فعال‌سازی Softmax استفاده کنید. این تابع مجموع خروجی‌های هر نمونه را برابر ۱ قرار می‌دهد تا بتوان به هر یک از عناصر آن بعنوان احتمال نگاه کرد.

با استفاده از شبکه‌های Fully Connected می‌توانید به دقت مورد انتظار برای دریافت نمره کامل در این مسئله برسید. اما برای دقت‌های بالاتر و دریافت نمره امتیازی، بهتر است از شبکه‌های عصبی کانولوشنی استفاده کنید. برای این کار، ابتدا توسط لایه‌های کانولوشنی دوبعدی و تابع فعال‌سازی ReLU، ابعاد تصویر را کاهش، و تعداد کانال‌های آن را افزایش دهید. (برای کاهش ابعاد تصاویر، هم می‌توانید از لایه‌ی کانولوشنی با stride برابر ۲ استفاده کنید، هم می‌توانید از لایه‌های Pooling مثل Max Pooling استفاده کنید.) پس از کاهش ابعاد تصاویر و افزایش کانال‌های آن به اندازه کافی، آن را بصورت یک‌بعدی در آورده و توسط یک شبکهٔ Fully Connected، مشابه چیزی که بالاتر شرح داده شد خروجی را تولید کنید.

همچنین برای جلوگیری از overfitting، می‌توانید از لایه‌های Dropout و Batch Normalization در میان لایه‌های شبکه خود استفاده کنید. در این لینک، می‌توانید یک پیاده‌سازی بسیار ساده از یک شبکه عصبی کانولوشنی در کتابخانه PyTorch را مشاهده کنید.

تابع هزینه و روش بهینه‌سازی

برای مسئلهٔ classification چند کلاسه، عموماً از تابع هزینهٔ cross-entropy استفاده می‌شود. روش‌های بهینه‌سازی متنوعی نیز قابل استفاده اند، که از جمله آن‌ها می‌توان به Adam و SGD اشاره کرد.

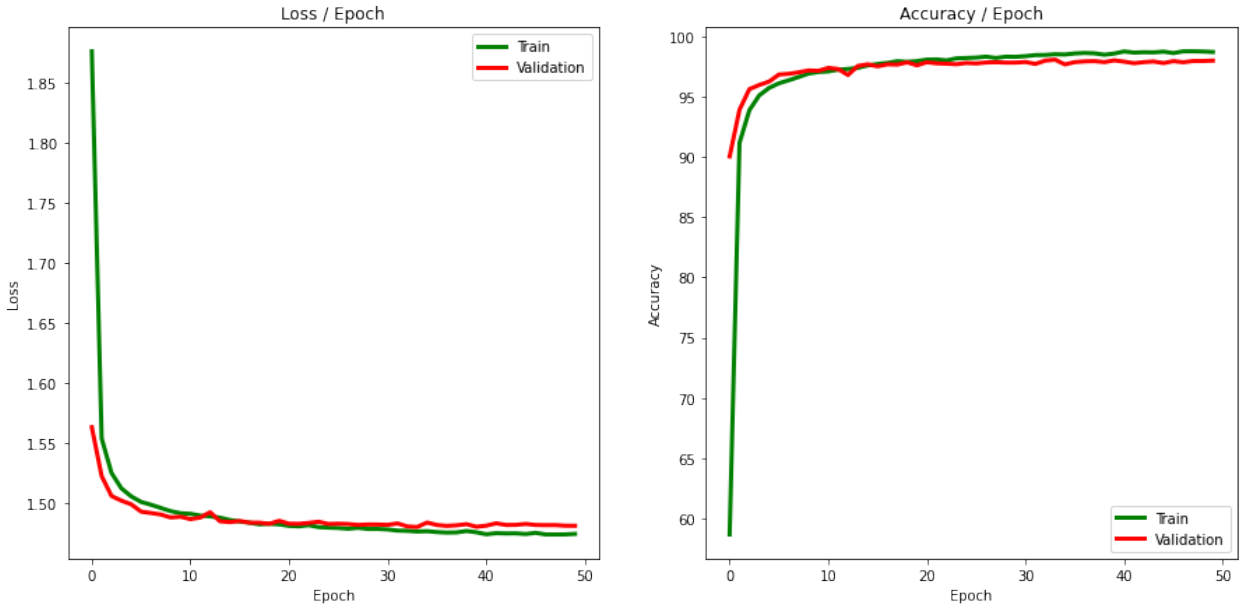
آموزش شبکه

برای آموزش شبکه خود، بخش کوچکی از داده‌های آموزشی (مثلاً ۱۰ درصد) را برای اعتبارسنجی (validation) در نظر بگیرید. (می‌توانید از این تابع استفاده کنید.) سپس در هر epoch، داده‌های آموزشی را به تعدادی batch تقسیم کرده، و هر یک را به مدل دهید. با استفاده از تابع هزینه، هزینهٔ خروجی محاسبه شده را بدست آورید و با استفاده از روش بهینه‌سازی، وزن‌های مدل خود را به‌روزرسانی کنید. علاوه بر محاسبهٔ هزینهٔ مجموع هر epoch، دقت (نسبت تعداد تشخیص‌های درست به کل تصاویر) را نیز محاسبه کرده و در یک لیست ذخیره کنید.

در هر epoch پس از آموزش شبکه، هزینه و دقت را روی داده‌های اعتبارسنجی نیز انجام دهید و نتایج را ذخیره کنید. توجه کنید که در اعتبارسنجی، به هیچ وجه از بهینه‌سازی استفاده نکنید.

رسم نمودار آموزش شبکه

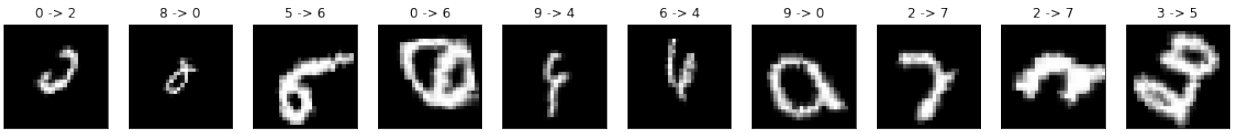
مطابق شکل ۲، نمودارهای روند پیش‌روی هزینه و دقت مدل روی داده‌های آموزشی و اعتبارسنجی مدل را رسم کنید.



شکل ۲: نمودار آموزش شبکه

نمایش نمونه‌های اشتباه تشخیص داده شده

مطابق شکل ۳، ۱۰ نمونه از مجموعه داده‌های اعتبارسنجی خود را که مدلتان به اشتباه آن‌ها را تشخیص می‌دهد، به همراه برچسب واقعی و برچسبی که مدل به آن می‌زند، نمایش دهید.



شکل ۳: نمونه‌های اشتباه تشخیص داده شده

اجرای مدل روی داده‌های تست و ذخیره خروجی آن در فایل

در نهایت، مدل با کمترین هزینه اعتبارسنجی را انتخاب کرده، و خروجی آن به ازای داده‌های تست بدست آورید. خروجی احتمال را با استفاده از تابع argmax به برچسب تبدیل کنید. (به ازای هر نمونه، یک عدد بین ۰ تا ۹ به آن نسبت دهید.) سپس بردار یک‌بعدی حاصل را با استفاده از تابع زیر ذخیره کنید.

```
hw4_helper.export_prediction(prediction)
```

این تابع، فایل prediction.npy را در کنار نوت‌بوک می‌سازد. این فایل را به همراه نوت‌بوک نهایی به فرمت zip در آورده و در کوئرا بارگذاری کنید.