گزارش تمرین ششم درس شبکههای عصبی،



فاطمه غلامزاده

9917100



بخش اول: FCGAN

سوال اول)

برای آموزش شبکه، ابتدا تعدادی تصاویر جعلی توسط Discriminator داده میشود سپس ترکیبی از این تصاویر جعلی با برچسب 0 و تصاویر واقعی با برچسب 1 به Discriminator داده میشود تا این شبکه برای تشخیص تصاویر جعلی از واقعی آموزش ببیند. در مرحله بعد آموزش Discriminator غیر فعال میشود و تنها بخش قصاویر جعلی از واقعی آموزش میبیند. در واقع هنگامی که Discriminator آموزش داده میشود، میتوان پیش بینی-های آن را دریافت کرده و از آن به عنوان یک هدف برای آموزش Generator استفاده کرد و آن را با این هدف که متمایز کننده را فریب دهد آموزش میدهیم.به این صورت که یک بردار نویز (با توزیع تصادفی نرمال) تولید که متمایز کننده را فریب دهد آموزش میدهیم.به این صورت که یک بردار نویز (با توزیع تصادفی نرمال) تولید میشود و به عنوان ورودی به شبکه داده میشود. Generator یک تصویر در خروجی تولید کرده و کند تا حدی که Discriminator که قبلا آموزش دیده جعلی بودن این تصویر را تشخیص میدهد و بدین ترتیب وزن لایه های کند تا حدی که Generator نتواند جعلی بودن تصاویر را تشخیص دهد.

ساختار شبکه تولید شده در این سوال به این صورت است:

Discriminator

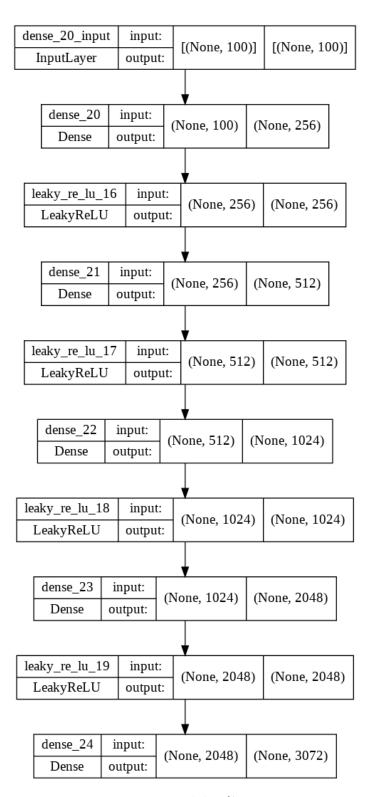
- لایه ورودی: تصاویری با ابعاد ۳*۳۲*۳۲ را دریافت می کند
- لایه پنهان: سه لایه پنهان از نوع Dense که به ترتیب ۲۰۴۸، ۲۰۲۴، ۵۱۲، ۲۵۶ نورون دارند و تابع فعالیت آنها LeakyReLU می باشد.
 - لایه خروجی: لایه Dense با یک نورون با تابع فعالیت sigmoid که با دو مقدار صفر و یک در خروجی،
 جعلی/واقعی بودن تصویر دریافتی را مشخص می کند.

در شکل زیر ساختار discriminator به نمایش گذاشته شده است.

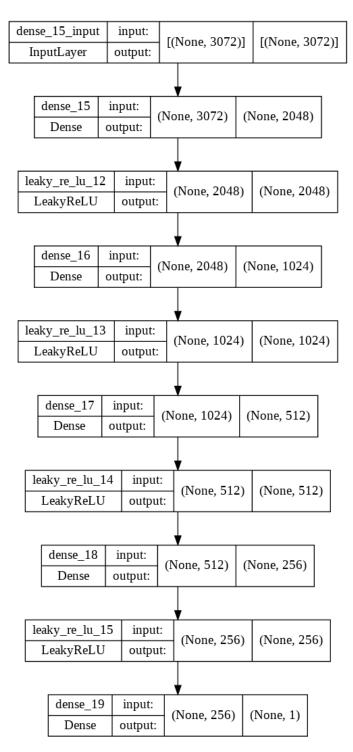
Generator

• لایه ورودی: ۱۰۰ نورون (برای دریافت یک بردار نویزی به طول ۱۰۰)

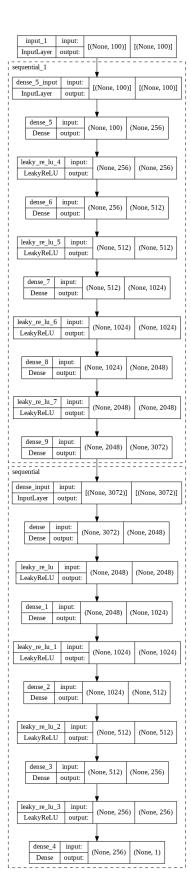
LeakyReLU مىباشد	
 لایه خروجی: لایه PT**۳۲* Dense تابع فعالیت لایه خروجی تابع tanh می نرمالسازی داده ها، مقادیر هر پیکسل به به 	ار خروجی را به بازه [1 1-] تبدیل میکند.(در فرایند
ىتارھاى discriminator و generator و مدل	ی ۱و۲و۳ آورده شده است.



شكل اساختار Generator



شکل ۲ساختار Discriminator



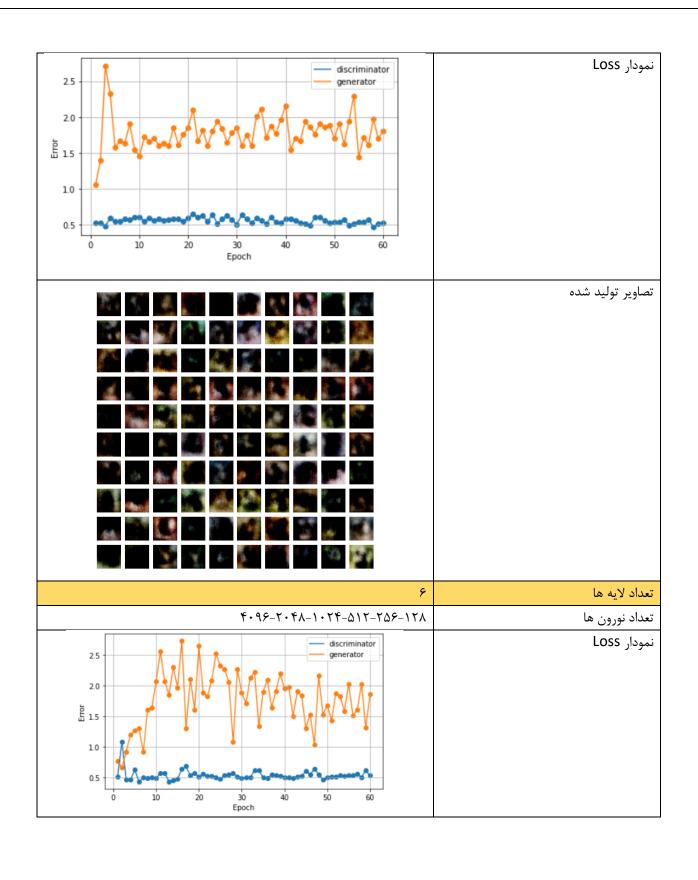
سوال دوم)

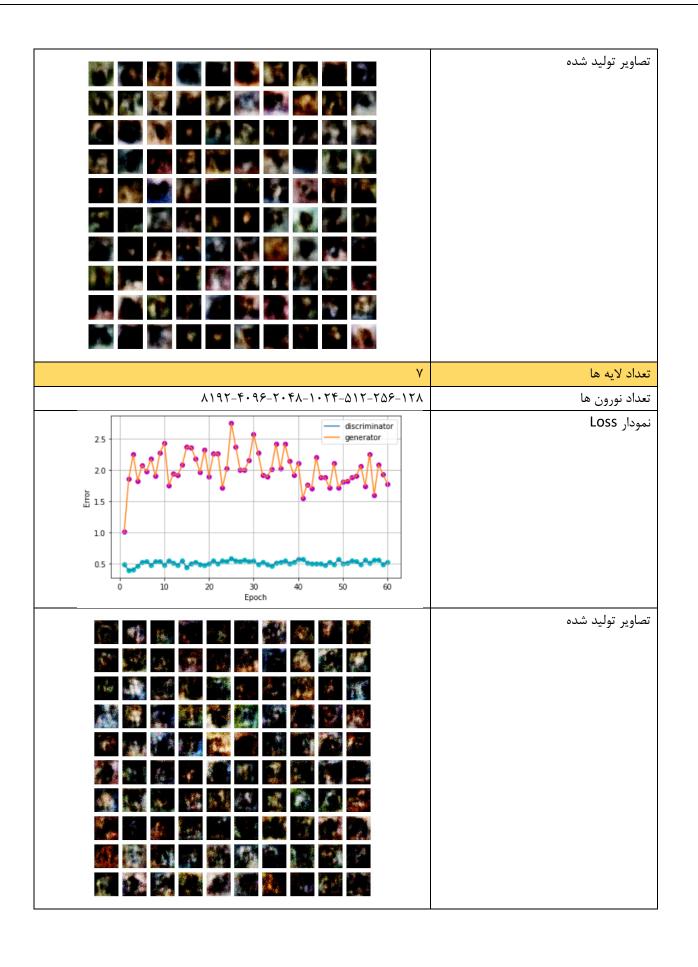
برای شبکه متمایز کننده از تابع هزینه binary cross entropy استفاده می شود زیرا این شبکه مشابه یک دسته بند باینری عمل می کند و تصاویر جعلی و واقعی که دارای برچسبهای و ۱ هستند را از هم متمایز می کند. برای شبکه مولد نیز از تابع هزینه مشابه binary cross entropy استفاده می شود چون این شبکه نیز فعالیت مشابه اما متقابلی با شبکه تمایز گر دارد به این شکل که در این شبکه فیدبکی دریافت می شود مبنی بر اینکه آیا قادر به تولید یک تصویر جعلی نزدیک با هدف فریب شبکه تمایز گر، بوده است یا خیر؟!

سوال سوم)

برای انجام این بخش در شبکه مولد تعداد مختلفی لایههای پنهان قرار دادیم و نتایج در زیر گزارش شده است:

تعداد لایه ها	۴					
تعداد نورون ها	1.74-017-708-171					
نمودار Loss	discriminator generator 2 1 0 25 50 75 100 125 150 175 200 Epoch					
تصاویر تولید شده						
تعداد لایه ها	۵					
تعداد نورون ها	T • FY-1 • TF-01T-T09-1TA					





نتيجه:

همانطور که مشاهده می شود با افزایش لایه ها نتایج بهتری حاصل شده اند. تصاویر تولید شده کیفیت بیشتری دارند و واضح تر هستند هم چنین مقدار loss کاهش یافته است.

سوال چهارم)

یکی از راههای ایجاد تعادل، اضافه کردن یک نویز گاوسی به تصویر موجود در مجموعه داده است. تعدادی از راه حل های دیگر شامل موارد زیر است:

- استفاده از معماری DCGAN
- نرمال کردن ورودی ها در محدوده -۱و ۱ و استفاده از تابع tanh به عنوان تابع فعال سازی
 - استفاده از Leaky ReLU در مولد و متمایز کننده
 - استفاده از mean pooling و برای نمونه برداری و استفاده از mean pooling
 - اضافه کردن نویز تصادفی به برچسب ها در متمایز کننده
 - در صورت داشتن برچسب از آنها استفاده کنید.

سوال پنجم)

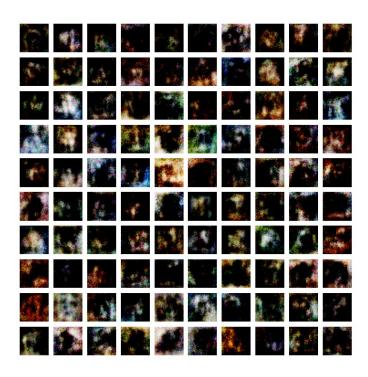
برای انجام این قسمت تصاویر را نویزی میکنیم به این صورت که با یک احتمال مشخص هر پیکسل نویزی می شود. در جدول زیر مقدار احتمال p و تصاویر نویزی شده و تصاویر تولیدی حاصل نشان داده شده اند. با افزودن مقدار کمی نویز تعادل میزان مولد و تمایزگر تا حد زیادی افزایش پیدا می کند و کیفیت تصاویر تولیدی بهتر می شود اما اگر احتمال p را بیشتر از γ , بدهیم تصاویر کیفیتی تولید می شوند.

نمونه تصاویر تولید شده با تصاویر نویزی	نمونه تصاویر نویزی	р
		0.01



سوال ششم)

۱۰۰ نمونه از تصاویر تولید شده:



بخش دوم: DCGAN

آموزش شبكه:

برای آموزش شبکه، ابتدا تعدادی تصاویر جعلی توسط Generator تولید می شود سپس ترکیبی از این تصاویر جعلی با برچسب صفر و تصاویر واقعی با برچسب یک به Discriminator داده میشود تا این شبکه برای تشخیص تصاویر جعلی از واقعی آموزش ببیند. در مرحله بعد آموزش میبیند. به این صورت که یک بردار نویز با توزیع تصادفی نرمال تولید میشود و به عنوان ورودی به شبکه داده میشود. Generator یک تصویر در خروجی تولید میکند و Discriminator که قبلا آموزش دیده جعلی بودن این تصویر را تشخیص میدهد و بدین ترتیب وزن لایه های میکند و Generator به گونه ای آپدیت میشود که میزان خطا را کاهش دهد و بتواند تصاویر نزدیک به واقعی تولید کند تا حدی که Discriminator نتواند جعلی بودن تصاویر را تشخیص دهد.

ساختار شبکه DCGAN ایجاد شده به این صورت است:

Discriminator

- لایه ورودی: تصاویری با ابعاد 32*32 را دریافت می کند
- لایه پنهان: چهار لایه پنهان از نوع Conv2D که به ترتیب ۲۵۶٬۱۲۸٬۱۲۸٬۶۴ کرنل ۳*۳دارند و تابع فعالیت آنها LeakyReLU می باشد.
- لایه خروجی: لایه Dense با یک نورون با تابع فعالیت sigmoid که با دو مقدار صفر و یک در خروجی، جعلی/واقعی بودن تصویر دریافتی را مشخص می کند.

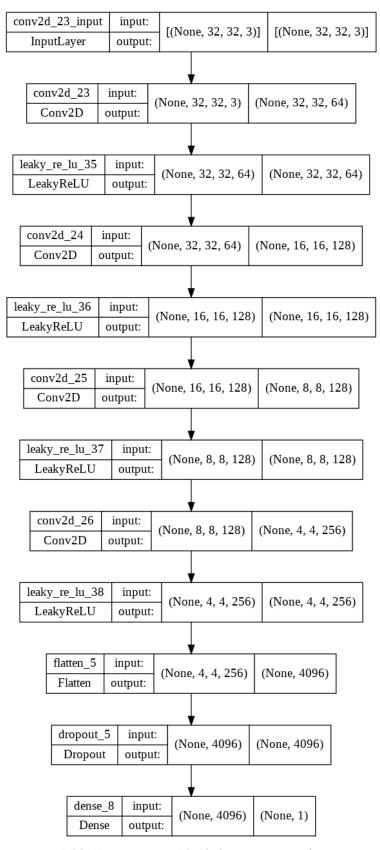
Generator

- لایه ورودی: ۱۰۰ نورون (برای دریافت یک بردار نویزی به طول ۱۰۰)
- لایه پنهان: یک لایه Dense با 4*4*256 نورون و تابع فعالیت LeakyRelu

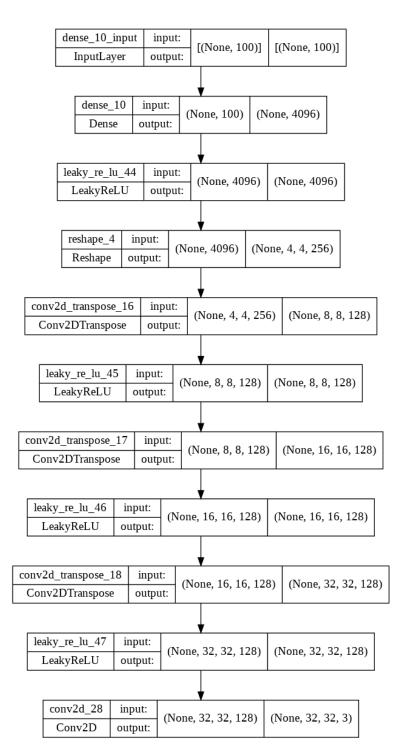
سه لایه Conv2DTranspose که هر یک ۱۲۸کرنل ۴*۴دارند و تابع فعالیت هر دو Conv2DTranspose میباشد.

• لایه خروجی: لایه Conv2D که از کرنلهای ۳*۳ استفاده میکند و تعداد کرنلها برابر است با تعداد کانالهای تصاویر دیتاست. این لایه تصاویری با ابعاد ۳۲*۳۲* تولید میکند.

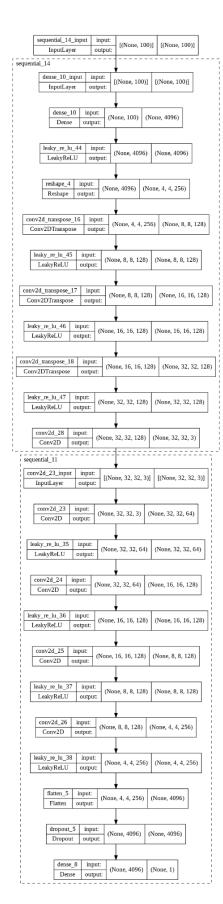
ساختارهای discriminator و مدل کلی در شکل های $\ref{eq:constrain}$ و مدل و $\ref{eq:constrain}$ و مدل است.



شکل ٤ ساختار Discriminator تولید شده برای



شکل ۵ ساختار Generator تولید شده برای



شکل ٦ساختار DCGAN

برای بررسی تاثیر تعداد لایه ها ۳ حالت اجرا شده و نتایج در جدول زیر اَورده شده است:

تصاویر تولیدشده						تعداد لايه	
							٤
							٥



نتیجه: همانطور که مشاهده میشود در شبکه DCGAN با افزایش تعداد لایه های مولد تصاویر کم کیفیت تری تولید میشوند و دقت مدل پایین می آید.

۱۰۰ نمونه از تصاویر ایجاد شده توسط بهترین مدل:

