





دانشگاه حکیم سبزواری

دانشکده ریاضی و علوم کامپیوتر

شبکه مولد رقابتی و سر استین

Wasserstein Generative Adversarial Network (WGAN)

استاد راهنما:

دکتر مهدی زعفرانیه

دکتر محمود امین طوسی

استاد مشاور:

دکتر امین رفیعی

پژوهشگر:

سیده افسانه صالحی ساداتی

۱۳۹۹ مهر

فهرست مطالب

۱ مقدمه

تاریخچه
انواع شبکه مولد رقابتی
کاربردهای شبکه مولد رقابتی

۲ شبکه مولد رقابتی

شبکه عصبی و ساختار شبکه مولد رقابتی
آموزش شبکه مولد رقابتی
مثال

۳ شبکه مولد رقابتی و سراستین

ساختار شبکه مولد رقابتی و سراستین
آموزش شبکه مولد رقابتی و سراستین
مثال

شبکه مولد رقابتی (GAN)

- ◀ مدل‌های یادگیری ماشین توانایی یادگیری فضای آماری تصاویر، موسیقی و ویدیو را دارند. همچنین برای تولید نمونه‌های مشابه آن‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرند.
- ◀ شبکه مولد رقابتی به عنوان یک ابزار مهم در هوش مصنوعی و یادگیری ماشین است که قادر به مطابقت با ظرفیت شناخت انسان برای به دست آوردن تخصص در تقریباً هر حوزه از مهارت‌های حرکتی، زبانی و مهارت‌های خلاقانه است.
- ◀ هدف شبکه مولد رقابتی تولید نمونه‌های غیرواقعی با کیفیت دنیای واقعی است.
- ◀ راه شهودی برای درک شبکه مولد رقابتی، تصور جاعل اسکناس است.

شبکه مولد رقابتی (GAN)

- ◀ مدل‌های یادگیری ماشین توانایی یادگیری فضای آماری تصاویر، موسیقی و ویدیو را دارند. همچنین برای تولید نمونه‌های مشابه آن‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرند.
- ◀ شبکه مولد رقابتی به عنوان یک ابزار مهم در هوش مصنوعی و یادگیری ماشین است که قادر به مطابقت با ظرفیت شناخت انسان برای به دست آوردن تخصص در تقریباً هر حوزه از مهارت‌های حرکتی، زبانی و مهارت‌های خلاقانه است.
- ◀ هدف شبکه مولد رقابتی تولید نمونه‌های غیرواقعی با کیفیت دنیای واقعی است.
- ◀ راه شهودی برای درک شبکه مولد رقابتی، تصور جاعل اسکناس است.



500000



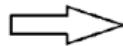
واقعی نیست!
برچسب = °

شبکه مولد رقابتی (GAN)

- ◀ مدل‌های یادگیری ماشین توانایی یادگیری فضای آماری تصاویر، موسیقی و ویدیو را دارند. همچنین برای تولید نمونه‌های مشابه آن‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرند.
- ◀ شبکه مولد رقابتی به عنوان یک ابزار مهم در هوش مصنوعی و یادگیری ماشین است که قادر به مطابقت با ظرفیت شناخت انسان برای به دست آوردن تخصص در تقریباً هر حوزه از مهارت‌های حرکتی، زبانی و مهارت‌های خلاقانه است.
- ◀ هدف شبکه مولد رقابتی تولید نمونه‌های غیرواقعی با کیفیت دنیای واقعی است.
- ◀ راه شهودی برای درک شبکه مولد رقابتی، تصور جاعل اسکناس است.



500000



500000



واقعی نیست!
برچسب = °

شبکه مولد رقابتی (GAN)

- ◀ مدل‌های یادگیری ماشین توانایی یادگیری فضای آماری تصاویر، موسیقی و ویدیو را دارند. همچنین برای تولید نمونه‌های مشابه آن‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرند.
- ◀ شبکه مولد رقابتی به عنوان یک ابزار مهم در هوش مصنوعی و یادگیری ماشین است که قادر به مطابقت با ظرفیت شناخت انسان برای به دست آوردن تخصص در تقریباً هر حوزه از مهارت‌های حرکتی، زبانی و مهارت‌های خلاقانه است.
- ◀ هدف شبکه مولد رقابتی تولید نمونه‌های غیرواقعی با کیفیت دنیای واقعی است.
- ◀ راه شهودی برای درک شبکه مولد رقابتی، تصور جاعل اسکناس است.



واقعی؟ غیرواقعی؟
برچسب = ° ۱

تاریخچه GAN

شبکه مولد رقابتی نخستین بار در سال ۲۰۱۴ توسط یان گودفلو، مهدی میرزا و گروهی از همکاران ارائه شد [۱].

یان گودفلو



- ◀ کارشناسی و کارشناسی ارشد علوم کامپیوتر دانشگاه استنفورد
- ◀ دکترای یادگیری ماشین دانشگاه مونترئال
- ◀ عضو تیم تحقیقاتی گوگل و مدیر یادگیری ماشین در شرکت اپل

مهدی میرزا



- ◀ کارشناسی فیزیک دانشگاه صنعتی شریف
- ◀ کارشناسی ارشد هوش مصنوعی دانشگاه کاتالونیا
- ◀ دکترای علوم کامپیوتر دانشگاه مونترئال

انواع GAN

سال نشر	نام شبکه	ارائه دهنده
۲۰۱۴	شبکه مولد رقابتی شرطی (Conditional Generative Adversarial Network)	Mehdi Mirza al.

انواع GAN

سال نشر	نام شبکه	ارائه دهنده
۲۰۱۴	شبکه مولد رقابتی شرطی (Conditional Generative Adversarial Network)	Mehdi Mirza al.
۲۰۱۵	شبکه مولد رقابتی پیچشی عمیق (Deep Convolutional Generative Adversarial Networks)	Alec Radford al.

انواع GAN

سال نشر	نام شبکه	ارائه دهنده
۲۰۱۴	شبکه مولد رقابتی شرطی (Conditional Generative Adversarial Network)	Mehdi Mirza al.
۲۰۱۵	شبکه مولد رقابتی پیچشی عمیق (Deep Convolutional Generative Adversarial Networks)	Alec Radford al.
۲۰۱۷	شبکه مولد رقابتی Pix2Pix (Pix2Pix Generative Adversarial Network)	Phillip Isola al.
۲۰۱۷	شبکه مولد رقابتی و سراستین (Wasserstein Generative Adversarial Network)	Martin Arjovsky al.
۲۰۱۷	شبکه مولد رقابتی چرخه‌ای (Cycle Generative Adversarial Network)	Jun-Yan Zhu al.

انواع GAN

سال نشر	نام شبکه	ارائه دهنده
۲۰۱۴	شبکه مولد رقابتی شرطی (Conditional Generative Adversarial Network)	Mehdi Mirza al.
۲۰۱۵	شبکه مولد رقابتی پیچشی عمیق (Deep Convolutional Generative Adversarial Networks)	Alec Radford al.
۲۰۱۷	شبکه مولد رقابتی Pix2Pix (Pix2Pix Generative Adversarial Network)	Phillip Isola al.
۲۰۱۷	شبکه مولد رقابتی و سریاستین (Wasserstein Generative Adversarial Network)	Martin Arjovsky al.
۲۰۱۷	شبکه مولد رقابتی چرخه‌ای (Cycle Generative Adversarial Network)	Jun-Yan Zhu al.
۲۰۱۸	شبکه مولد رقابتی ستاره (Star Generative Adversarial Network)	Yunjey Choi al.
۲۰۱۸	شبکه مولد رقابتی بزرگ (Big Generative Adversarial Network)	Andrew Brock al.

انواع GAN

مقدمه
شبکه مولد رقابتی
شبکه مولد رقابتی و سراستین

تاریخچه
انواع شبکه مولد رقابتی
کاربردهای شبکه مولد رقابتی

سال نشر	نام شبکه	ارائه دهنده
۲۰۱۴	شبکه مولد رقابتی شرطی (Conditional Generative Adversarial Network)	Mehdi Mirza al.
۲۰۱۵	شبکه مولد رقابتی پیچشی عمیق (Deep Convolutional Generative Adversarial Networks)	Alec Radford al.
۲۰۱۷	شبکه مولد رقابتی Pix2Pix (Pix2Pix Generative Adversarial Network)	Phillip Isola al.
۲۰۱۷	شبکه مولد رقابتی و سراستین (Wasserstein Generative Adversarial Network)	Martin Arjovsky al.
۲۰۱۷	شبکه مولد رقابتی چرخه‌ای (Cycle Generative Adversarial Network)	Jun-Yan Zhu al.
۲۰۱۸	شبکه مولد رقابتی ستاره (Star Generative Adversarial Network)	Yunjey Choi al.
۲۰۱۸	شبکه مولد رقابتی بزرگ (Big Generative Adversarial Network)	Andrew Brock al.
۲۰۱۹	شبکه مولد رقابتی سبک (Style Generative Adversarial Network)	Tero Karras al.



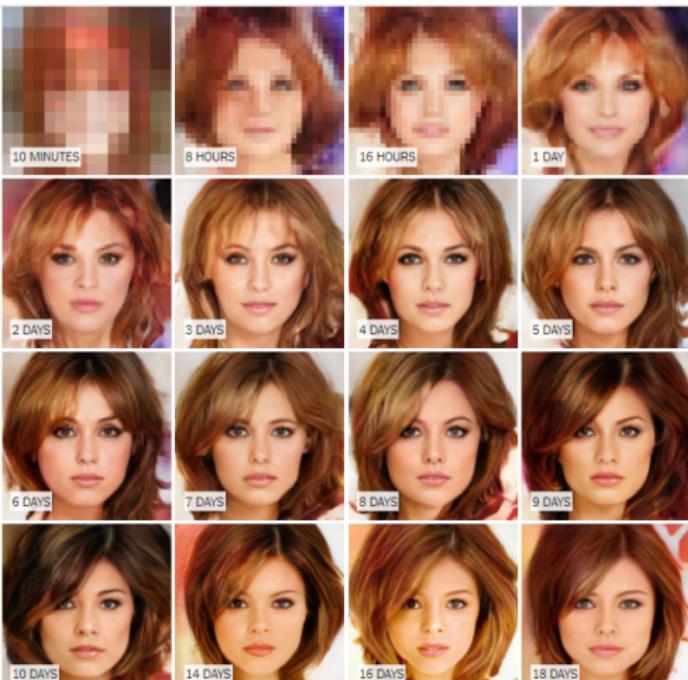
کاربردهای GAN

◀ تولید تصاویر انسان و اشیاء



کاربردهای GAN

◀ تولید تصاویر انسان با کیفیت بالا



کاربردهای GAN

◀ تولید حالات چهره متفاوت از تصاویر انسان

Input

Blond hair

Gender

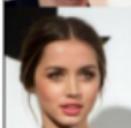
Aged

Input

Angry

Happy

Fearful



کاربردهای GAN

ترکیب تصاویر ◀



کاربردهای GAN

◀ تغییر سن در تصاویر صورت انسان

0-18



19-29



30-39



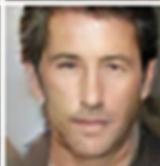
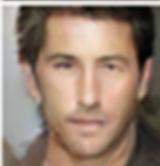
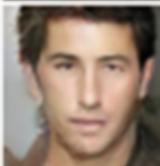
40-49



50-59

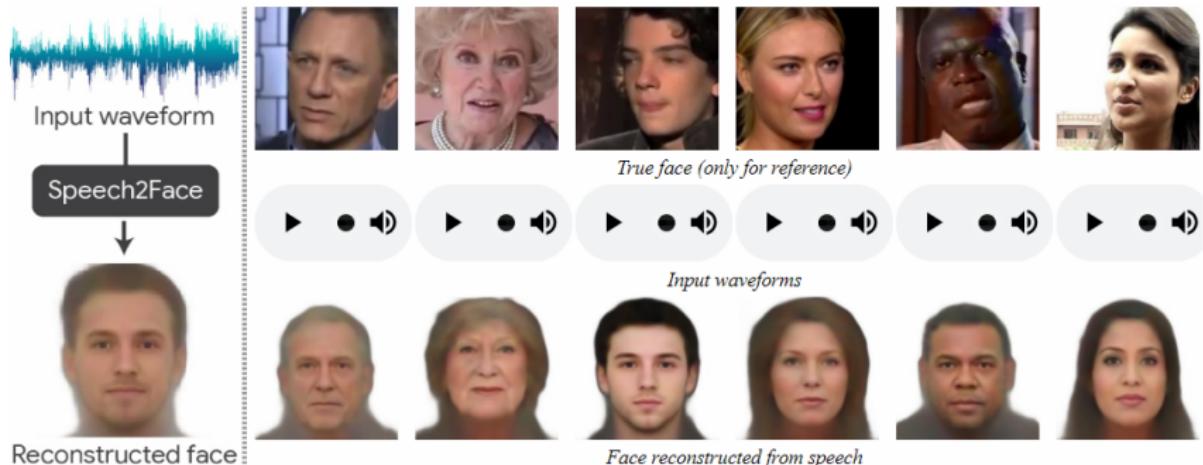


60+



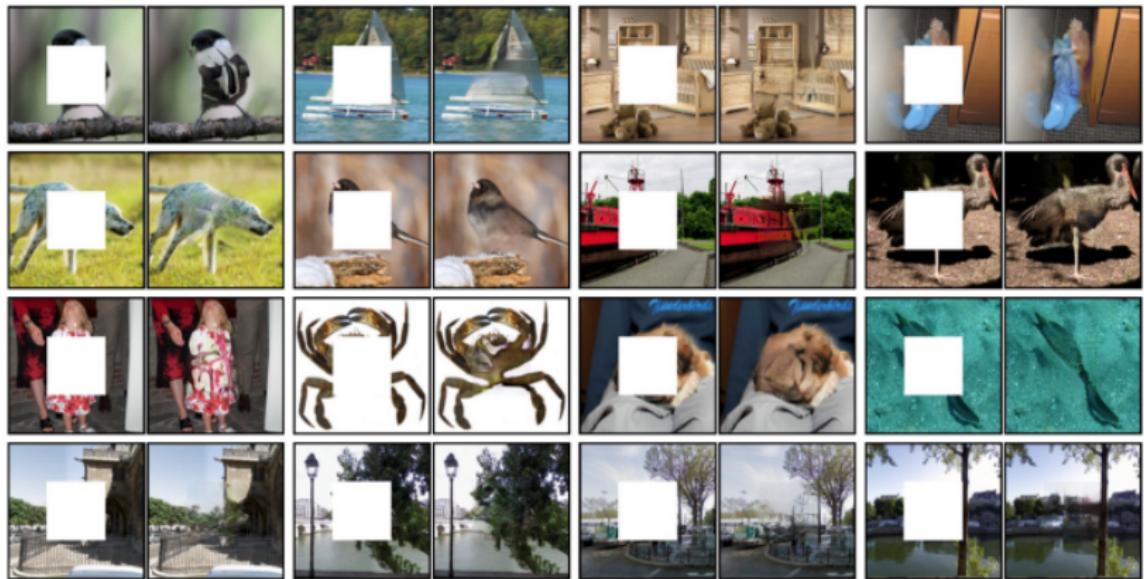
کاربردهای GAN

◀ تولید تصویر فرد از روی صدای وی



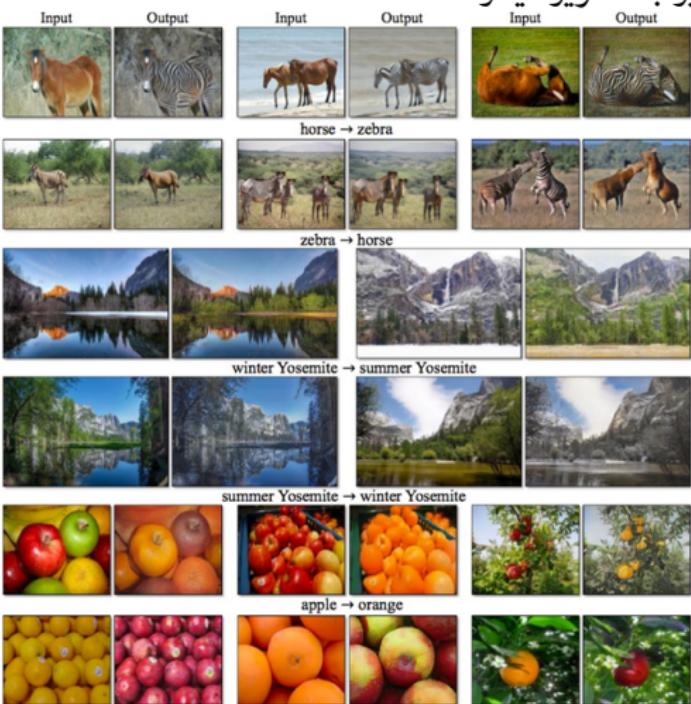
کاربردهای GAN

◀ بازسازی تصاویر آسیب دیده



کاربردهای GAN

تبديل تصوير به تصوير دیگر



کاربردهای GAN

◀ ساخت کاراکترهای آنیمیشن

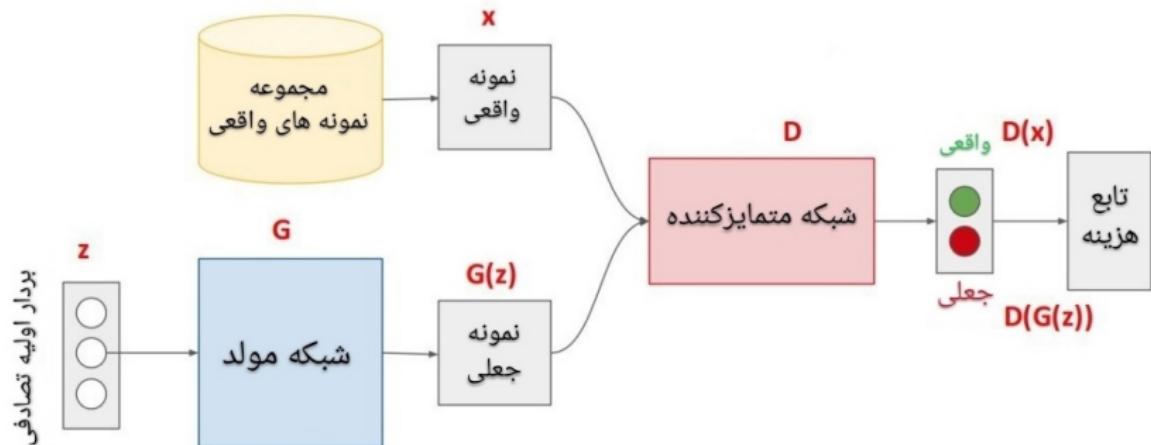


کاربردهای GAN

- ◀ تولید مدل لباس در حوزه مُد
- ◀ ساخت اثranگشت جدید و بازسازی اثranگشت افراد
- ◀ افزایش نمونه‌های آموزشی در حوزه پزشکی برای افزایش دقت تشخیص بیماری
- ◀ افزایش وضوح تصاویر
- ◀ رنگ آمیزی تصاویر قدیمی
- ◀ ساخت موسیقی و فیلم جدید
- ◀ بازسازی فیلم‌های جعلی
- ◀ تولید متن جدید (سرودن شعر و غزل جدید)

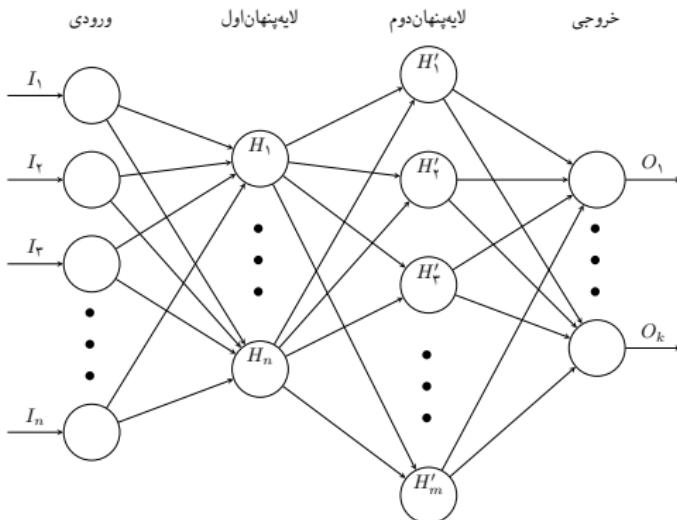
GAN ساختار

شبکه مولد رقابتی از رقابت بین **شبکه عصبی متمايزكىنده** و **شبکه عصبی مولد** ، در یک نظریه بازی به منظور تولید نمونه های جدید استفاده می کند.

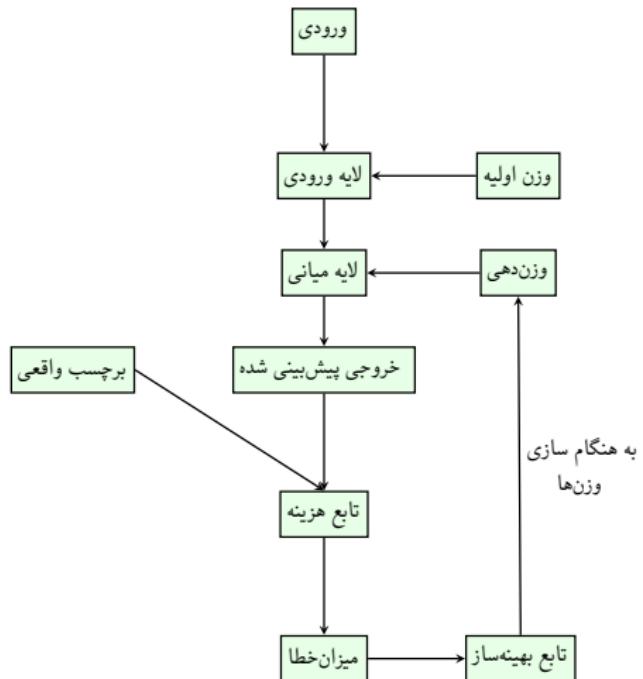


شبکه عصبی

- ◀ شبکه عصبی از یک لایه ورودی، چندین لایه پنهان و یک لایه خروجی تشکیل شده است.
- ◀ تمام نورون‌های یک لایه به تمام نورون‌های لایه بعد خود متصل است [۲].



شبکه عصبی

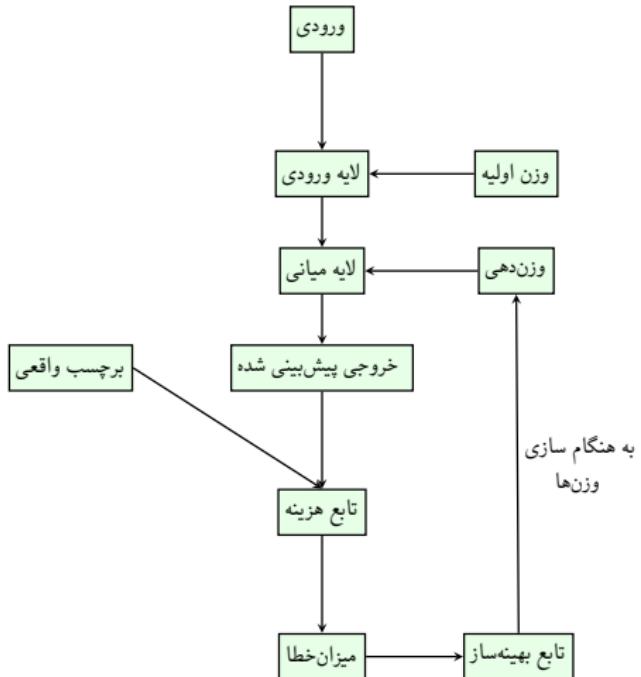


تابع فعالیت (Activation)

$$a_j = \sum_{i=1}^n x_i \theta_{i,j} + b = \theta^T X + b$$

$$y_j = f(a_j)$$

شبکه عصبی



تابع فعالیت (Activation)

$$a_j = \sum_{i=1}^n x_i \theta_{i,j} + b = \theta^T X + b$$

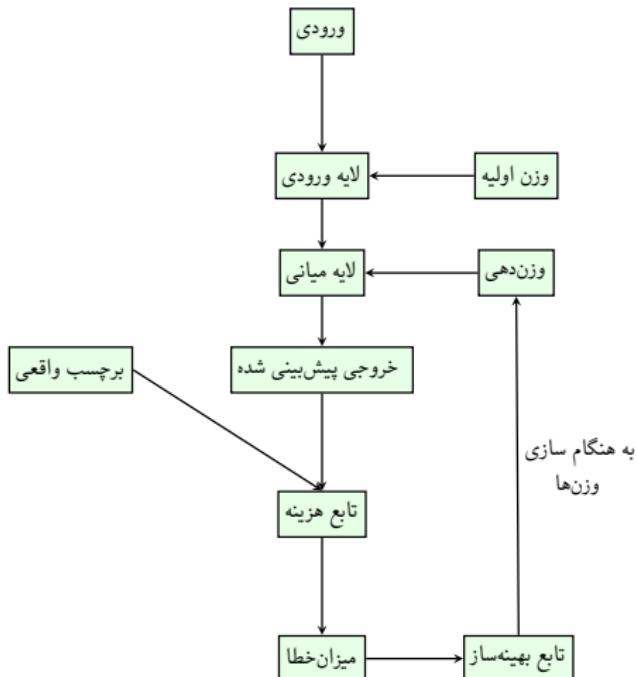
$$y_j = f(a_j)$$

تابع هزینه (LOSS)

$$\mathbf{J} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_j - t_i)^2$$

هنگام سازی

شبکه عصبی



تابع فعالیت (Activation)

$$a_j = \sum_{i=1}^n x_i \theta_{i,j} + b = \theta^T X + b$$

$$y_j = f(a_j)$$

تابع هزینه (LOSS)

$$\mathbf{J} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_j - t_i)^2$$

تابع بهینه (Optimizer)

$$\theta_{new} = \theta_{old} + \Delta\theta$$

$$\Delta\theta = -\eta \nabla \mathbf{J}(\theta)$$

شبکه عصبی پیچشی

- ▶ برای یادگیری هزاران شیء از میلیون‌ها تصویر، به مدلی با ظرفیت یادگیری بالا و دانش قبلی نیاز است.
 - ▶ پیچیدگی کار به دلیل تعداد زیاد داده‌ها با ابعاد بالا، بسیار زیاد بوده و داشتن دانش اولیه در این مدل، کمک شایانی می‌کند.
 - ▶ ظرفیت این شبکه‌ها با تغییر لایه، عمق و تعداد نورون، قابل کنترل است.
 - ▶ خروجی شبکه پیچشی به عنوان ورودی به شبکه عصبی داده می‌شود.



تصویرورودی	لایه پیچشی	کوچک کردن	لایه پیچشی	کوچک کردن	بردارسازی	لایه خروجی
$l = 0$	$l = 1$	pooling $l = 3$	$l = 4$	pooling layer $l = 6$	Flatten $l = 7$	Dense $l = 8$

لایه‌های شبکه عصبی پیچشی

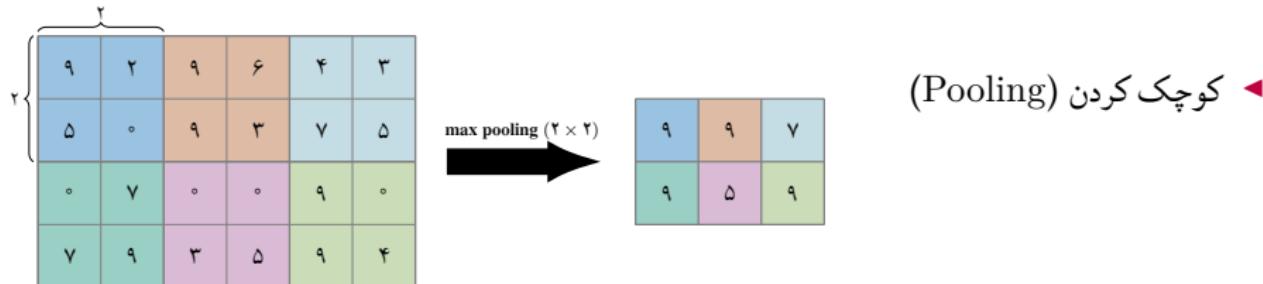
لایه پیچش (convolution) ▶

$$\begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 & \begin{matrix} 1 \\ x_1 \end{matrix} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \begin{matrix} 1 \\ x_0 \end{matrix} & \begin{matrix} 1 \\ x_1 \end{matrix} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \begin{matrix} 1 \\ x_1 \end{matrix} & \begin{matrix} 1 \\ x_0 \end{matrix} & \begin{matrix} 1 \\ x_1 \end{matrix} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} * \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 4 & 3 & \boxed{4} & 1 \\ 1 & 2 & 4 & 3 & 3 \\ 1 & 2 & 3 & 4 & 1 \\ 1 & 3 & 3 & 1 & 1 \\ 3 & 3 & 1 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

لایه‌های شبکه عصبی پیچشی

$$\left(\begin{array}{ccccccccc} 0 & 1 & 1 & \boxed{1} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{array} \right) * \left(\begin{array}{ccc} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{array} \right) = \left(\begin{array}{ccccc} 1 & 4 & 3 & \boxed{4} & 1 \\ 1 & 2 & 4 & 3 & 3 \\ 1 & 2 & 3 & 4 & 1 \\ 1 & 3 & 3 & 1 & 1 \\ 3 & 3 & 1 & 1 & 0 \end{array} \right)$$

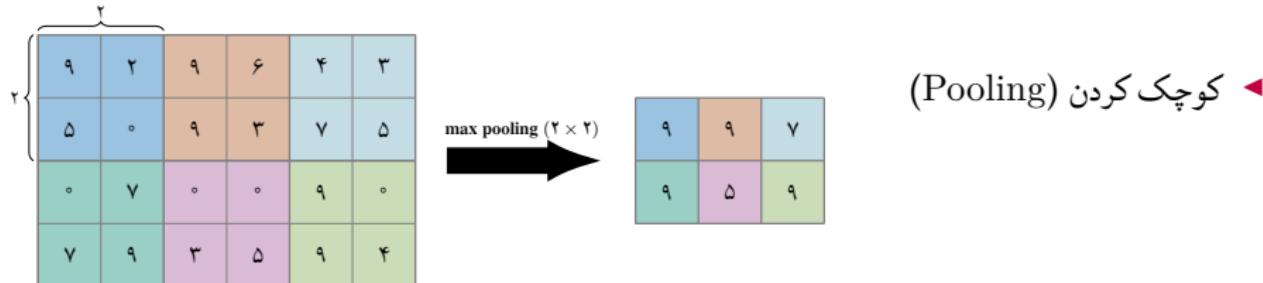
لایه پیچش (convolution) ↗



لایه‌های شبکه عصبی پیچشی

$$\left(\begin{array}{cccccc} 0 & 1 & 1 & \boxed{1} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{array} \right) * \left(\begin{array}{ccc} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{array} \right) = \left(\begin{array}{ccccc} 1 & 4 & 3 & \boxed{4} & 1 \\ 1 & 2 & 4 & 3 & 3 \\ 1 & 2 & 3 & 4 & 1 \\ 1 & 3 & 3 & 1 & 1 \\ 3 & 3 & 1 & 1 & 0 \end{array} \right)$$

لایه پیچش (convolution) ↗



Convolution Transpose

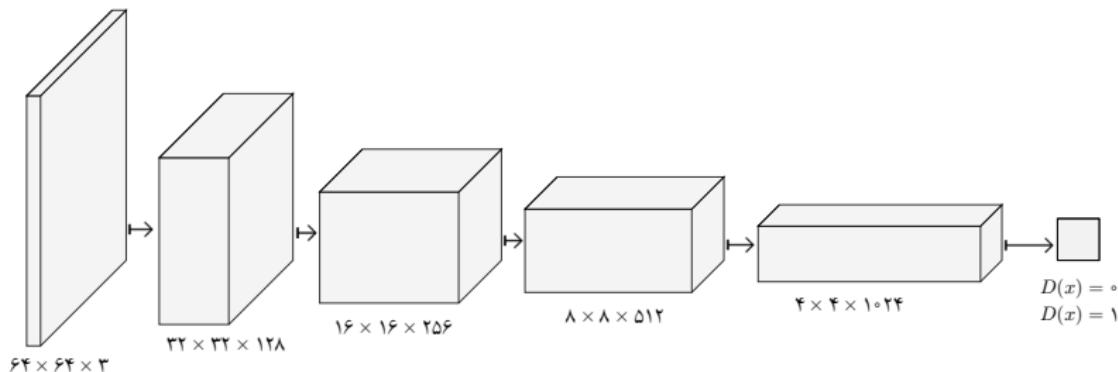
◀ مسطح سازی (Flatten)

ساختار شبکه متایزکننده

شیکه عصبی پیچشی متمایزکننده، یک نمونه ییرکاربرد برای شیکه متمایزکننده است.

ورودی: نمونه‌های مجموعه‌ی آموزشی ($x \sim P_{data}(x)$)
یا نمونه‌های تولید شده توسط شبکه مولد ($x \sim P_g(x)$)

خرожی: طبقه‌بندی نمونه‌ها



ساختار شبکه متمایزکننده

خروجی: ۰ و ۱

ورودی: تصویر $28 \times 28 \times 3$

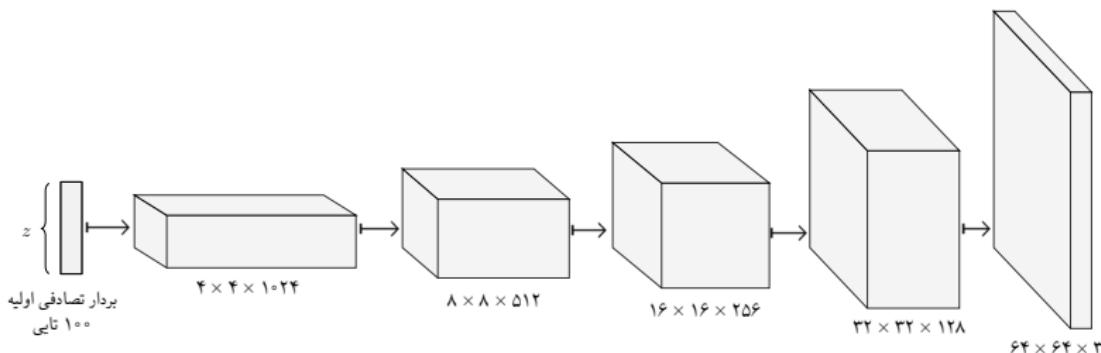
Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 14, 14, 64)	1792
leaky_re_lu (LeakyReLU)	(None, 14, 14, 64)	0
dropout (Dropout)	(None, 14, 14, 64)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 7, 7, 64)	36928
leaky_re_lu_1 (LeakyReLU)	(None, 7, 7, 64)	0
dropout_1 (Dropout)	(None, 7, 7, 64)	0
flatten (Flatten)	(None, 3136)	0
dense (Dense)	(None, 1)	3137
<hr/>		
Total params: 41,857		

ساختار شبکه مولد

شبکه عصبی پیچشی مولد، یک نمونه پرکاربرد برای شبکه مولد است.

ورودی: بردار اولیه ($z \sim U(-1, 1)$ یا $z \sim N(0, 1)$)

خروجی: نمونه‌ی جدید مشابه نمونه‌های آموزشی



ساختار شبکه مولد

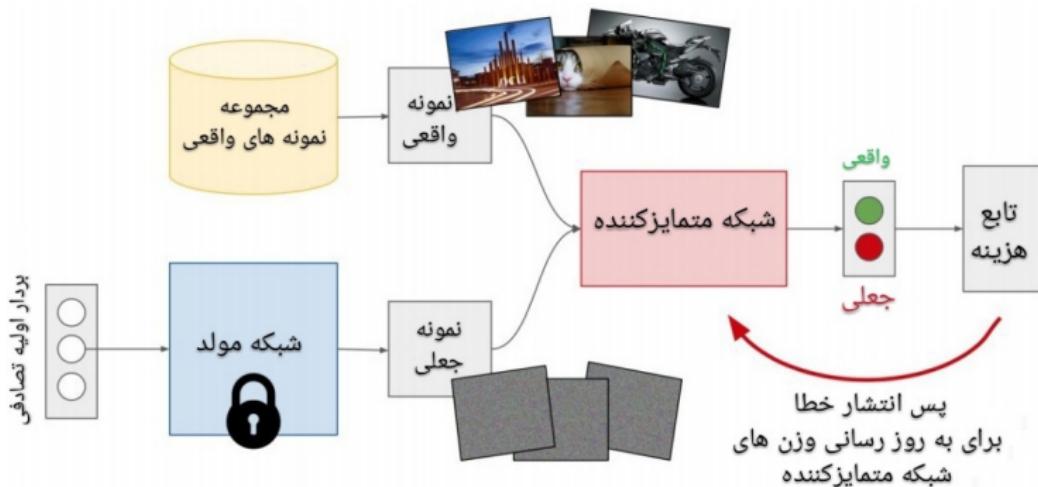
خروجی: تصویر $28 \times 28 \times 3$

ورودی: بردار اولیه 100 تایی

Layer (type)	Output Shape	Param #
dense_2 (Dense)	(None, 6272)	633472
leaky_re_lu_4 (LeakyReLU)	(None, 6272)	0
reshape_2 (Reshape)	(None, 7, 7, 128)	0
conv2d_transpose_3 (Conv2DTr)	(None, 14, 14, 128)	262272
leaky_re_lu_5 (LeakyReLU)	(None, 14, 14, 128)	0
conv2d_transpose_4 (Conv2DTr)	(None, 28, 28, 128)	262272
leaky_re_lu_6 (LeakyReLU)	(None, 28, 28, 128)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 28, 28, 3)	18819
Total params: 1,176,835		

آموزش شبکه متمايزكئننده

- ورودی شبکه متمايزكئننده از داده های واقعی باشد. ($x \sim P_{data}(x)$)
- ورودی شبکه متمايزكئننده از داده های تولید شده توسط مولد باشد [۴، ۳].
 $x \sim P_g(x)$.
 $x = \mathbf{G}(z)$ يا



آموزش شبکه متمایزکننده

$$\begin{cases} P(t = 1|x; \theta) = y_\theta(x) \\ P(t = 0|x; \theta) = 1 - y_\theta(x) \end{cases} \rightarrow P(t|x ; \theta) = (y_\theta(x))^t (1 - y_\theta(x))^{1-t}$$

آموزش شبکه متمایزکننده

$$\begin{cases} P(t = 1|x; \theta) = y_\theta(x) \\ P(t = 0|x; \theta) = 1 - y_\theta(x) \end{cases} \rightarrow P(t|x ; \theta) = (y_\theta(x))^t (1 - y_\theta(x))^{1-t}$$

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^N P(t_i|x_i ; \theta) = \prod_{i=1}^N (y_\theta(x_i))^{t_i} (1 - y_\theta(x_i))^{1-t_i}$$

$$\log L(\theta) = \sum_{i=1}^N t_i \log y_\theta(x_i) + (1 - t_i) \log(1 - y_\theta(x_i))$$

$$\mathbf{J} = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [t_i \log(y_\theta(x_i)) + (1 - t_i) \log(1 - y_\theta(x_i))]$$

$$\mathbf{J}(\mathbf{D}) = - \frac{1}{2} E_{x \sim p_{data}} [\log \mathbf{D}(x)] - \frac{1}{2} E_{z \sim p_z} [\log (1 - \mathbf{D}(\mathbf{G}(z)))]$$

آموزش شبکه متمایزکننده

$$\begin{cases} P(t = 1|x; \theta) = y_\theta(x) \\ P(t = 0|x; \theta) = 1 - y_\theta(x) \end{cases} \rightarrow P(t|x; \theta) = (y_\theta(x))^t (1 - y_\theta(x))^{1-t}$$

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^N P(t_i|x_i; \theta) = \prod_{i=1}^N (y_\theta(x_i))^{t_i} (1 - y_\theta(x_i))^{1-t_i}$$

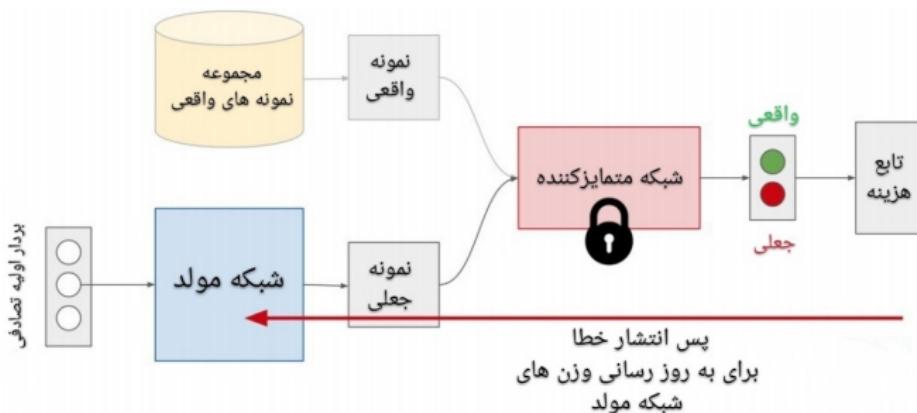
$$\log L(\theta) = \sum_{i=1}^N t_i \log y_\theta(x_i) + (1 - t_i) \log(1 - y_\theta(x_i))$$

$$\mathbf{J} = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [t_i \log(y_\theta(x_i)) + (1 - t_i) \log(1 - y_\theta(x_i))]$$

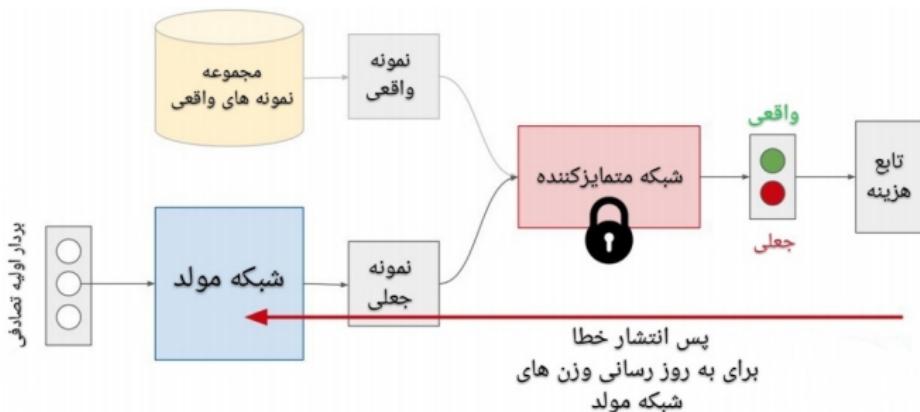
$$\mathbf{J}(\mathbf{D}) = - \frac{1}{2} E_{x \sim p_{data}} [\log \mathbf{D}(x)] - \frac{1}{2} E_{z \sim p_z} [\log (1 - \mathbf{D}(\mathbf{G}(z)))]$$

$$\begin{cases} x \sim P_{data}(x) & \rightarrow \quad \mathbf{D}(x) = 1 \\ x \sim P_g(x) & \rightarrow \quad \mathbf{D}(x) = \mathbf{D}(\mathbf{G}(z)) = 0 \end{cases}$$

آموزش شبکه مولد



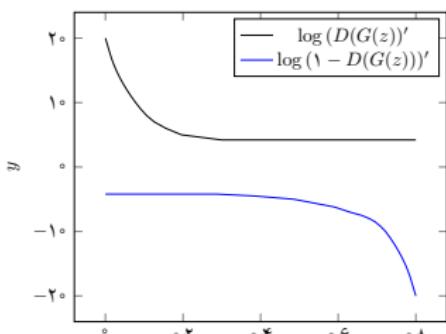
آموزش شبکه مولد



$$\min \mathbf{J}(\mathbf{G}) \cong \max \mathbf{J}(\mathbf{D})$$

$$\mathbf{J}(\mathbf{G}) = E_{z \sim p_z} [\log (1 - \mathbf{D}(\mathbf{G}(z)))]$$

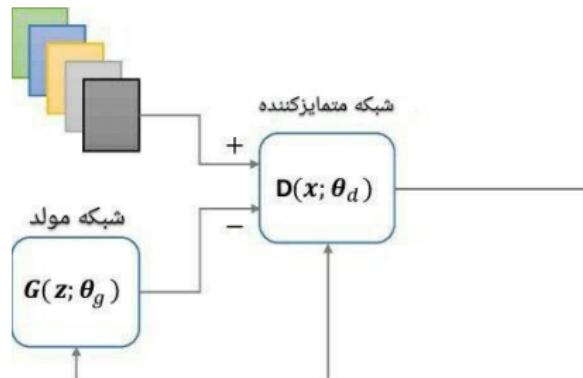
$$\mathbf{J}(\mathbf{G}) = -E_{z \sim p_z} [\log (\mathbf{D}(\mathbf{G}(z)))]$$



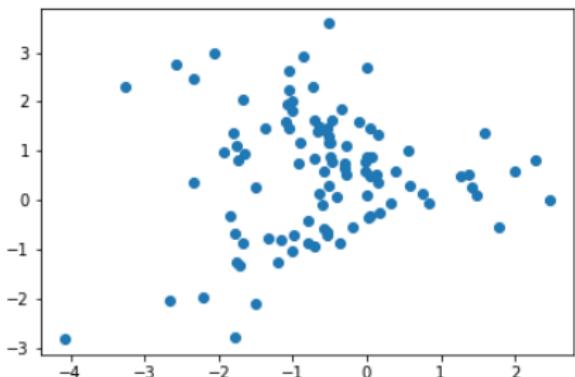
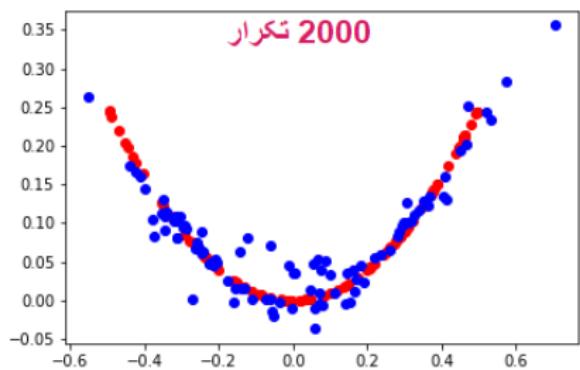
آموزش شبکه مولد رقابتی

- ▶ اجرای متناوب آموزش شبکه مولد و متمایزکننده در شبکه بزرگ GAN انجام می‌شود [۵].
- ▶ بهنگام سازی پارامترهای هر دو شبکه در درون آموزش شبکه مولد رقابتی صورت می‌گیرد.

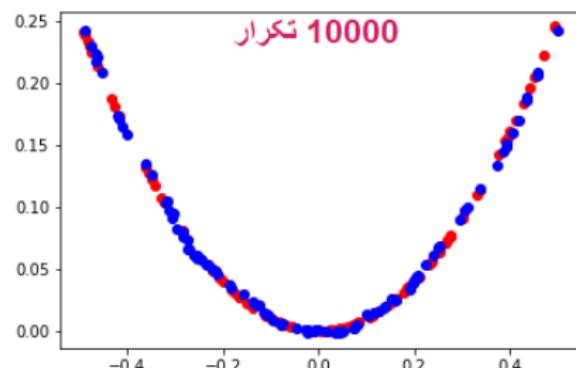
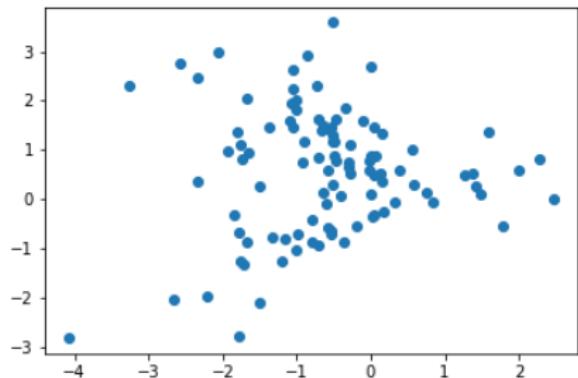
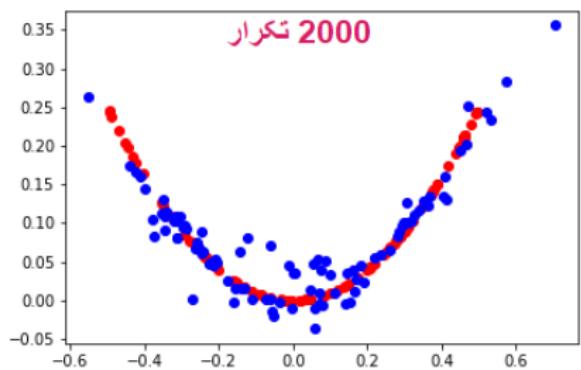
$$\min_{\mathbf{G}} \max_{\mathbf{D}} \mathbf{V}(\mathbf{G}, \mathbf{D}) = \frac{1}{2} E_{x \sim p_{data}} [\log \mathbf{D}(x)] + \frac{1}{2} E_{z \sim p_z} [\log (1 - \mathbf{D}(\mathbf{G}(z)))]$$



مثال تولید داده‌ها منطبق بر تابع x^2



مثال تولید داده‌ها منطبق بر تابع x^2



MNIST مثال

100 تکرار

10 تکرار

۳	۰	۴	۷	۵	۱	۰	۲	۷	۰	۶	۹	۸	۰	۹	۶
۴	۵	۸	۰	۳	۰	۹	۲	۰	۱	۳	۷	۴	۲	۹	۳
۶	۲	۶	۳	۲	۱	۹	۹	۷	۰	۰	۶	۴	۵	۵	۷
۹	۵	۲	۰	۶	۵	۶	۰	۲	۵	۷	۳	۶	۳	۷	۸
۵	۷	۳	۶	۷	۷	۶	۹	۰	۹	۵	۶	۲	۸	۹	۵
۱	۰	۴	۱	۳	۹	۲	۳	۹	۳	۵	۷	۴	۳	۹	۳
۸	۰	۴	۹	۶	۱	۶	۰	۱	۰	۶	۵	۸	۵	۳	۸
۵	۶	۰	۱	۷	۱	۸	۷	۶	۱	۷	۹	۳	۹	۹	۶
۷	۸	۴	۷	۲	۱	۰	۴	۷	۵	۹	۷	۶	۹	۶	۲
۶	۲	۹	۱	۵	۵	۰	۵	۵	۰	۷	۸	۳	۸	۷	۵

MNIST مثال

100 تکرار

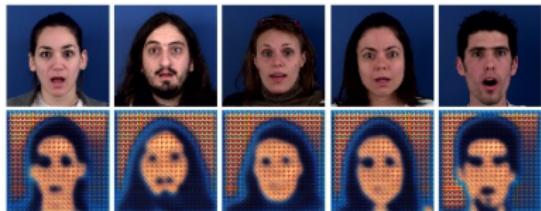
۳	۰	۳	۷	۵	۱	۰	۲	۷	۰
۴	۵	۸	۰	۹	۷	۰	۱	۱	۱
۶	۲	۶	۲	۳	۱	۹	۹	۷	۰
۹	۵	۵	۰	۶	۵	۰	۲	۹	۸
۵	۷	۳	۶	۷	۷	۶	۹	۰	۹
۳	۱	۴	۱	۶	۹	۷	۳	۹	۳
۸	۰	۴	۹	۸	۱	۶	۱	۰	۷
۵	۶	۰	۱	۷	۱	۸	۷	۶	۵
۷	۸	۴	۷	۲	۷	۰	۹	۷	۲
۶	۲	۲	۱	۵	۵	۰	۵	۵	۰
۰	۷	۵	۶	۸	۷	۷	۵	۰	۰
۴	۵	۸	۰	۹	۷	۶	۹	۲	۷
۱	۳	۷	۰	۴	۳	۹	۰	۷	۱
۸	۵	۴	۳	۶	۳	۰	۵	۳	۳
۶	۰	۰	۷	۰	۸	۸	۹	۳	۰
۸	۲	۵	۳	۳	۲	۳	۴	۱	۹
۵	۱	۱	۳	۱	۸	۰	۵	۱	۰
۷	۶	۸	۷	۳	۱	۸	۴	۳	۰
۰	۰	۸	۵	۷	۳	۰	۹	۰	۹
۳	۱	۱	۹	۰	۰	۷	۵	۹	۸
۰	۴	۵	۹	۹	۶	۲	۳	۸	۹

500 تکرار

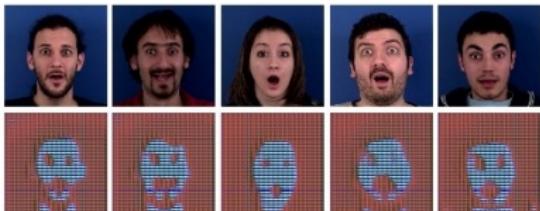
۳	۴	۳	۶	۰	۰	۵	۴	۹	۳
۱	۴	۷	۷	۰	۱	۰	۰	۰	۹
۸	۵	۴	۳	۱	۶	۶	۱	۰	۹
۶	۰	۰	۰	۸	۸	۹	۳	۱	۰
۸	۲	۳	۳	۲	۳	۴	۱	۵	۹
۵	۱	۱	۱	۸	۰	۵	۱	۸	۹
۷	۶	۸	۷	۳	۱	۸	۴	۳	۰
۰	۰	۸	۵	۷	۳	۰	۹	۰	۹
۳	۱	۱	۹	۰	۰	۷	۵	۹	۸
۰	۴	۵	۹	۹	۶	۲	۳	۸	۹

500 تکرار

تولید تصویر افراد متعجب



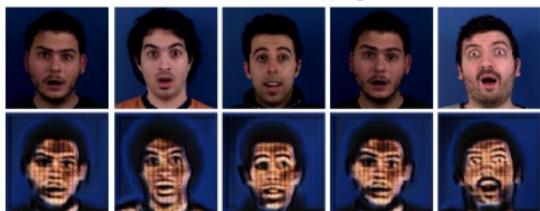
تصاویر شده پس از 19024 تکرار



تصاویر تولید شده پس از 420 نکار



تصاویر تولید شده پس از 51168 نکار



تصاویر تولید شده پس از 46576 تکرار



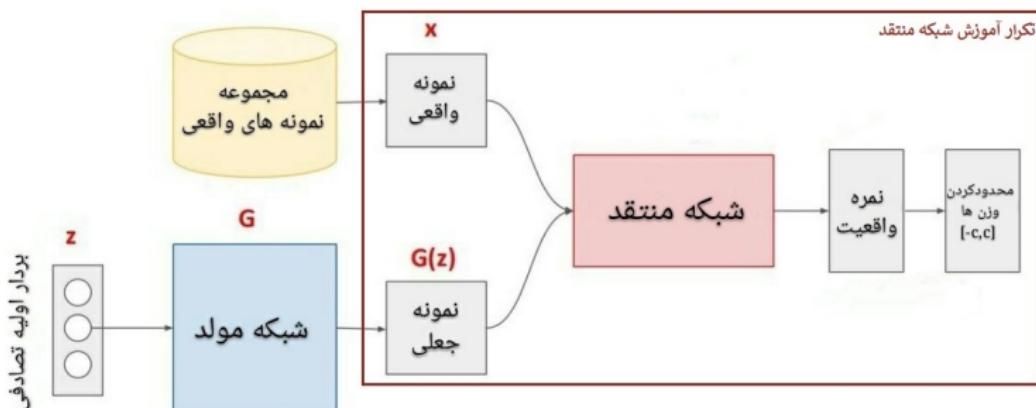
تصاویر تولید شده پس از 65600 تکرار



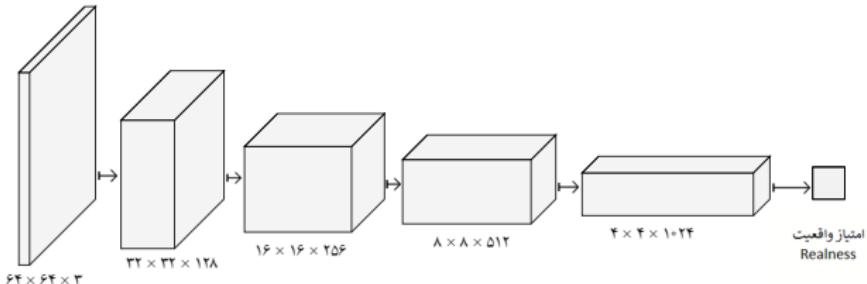
تصاویر تولید شده پس از 60352 تکرار

WGAN شکه

- ▶ شبکه مولد رقابتی و سراستین توسعه‌ای از شبکه‌های مولد رقابتی است [۶].
 - ▶ شبکه مولد رقابتی و سراستین از شبکه عصبی منتقد و شبکه عصبی مولد، به منظور تولید نمونه‌های جدید استفاده می‌کند.
 - ▶ عدم آموزش پی در پی و یکسان شبکه منتقد و شبکه مولد [۷].



ساختار WGAN



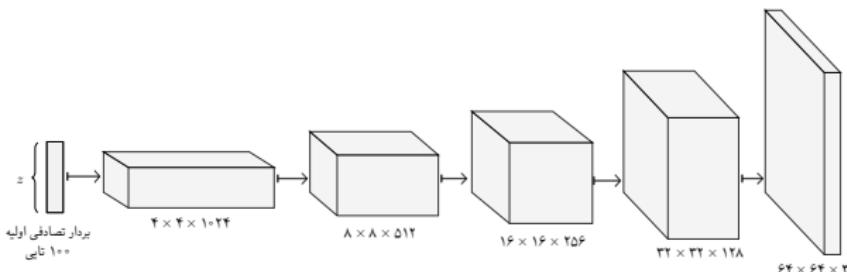
شبکه پیچشی منتقد

ورودی:

$$x \sim P_g(x)$$

$$x \sim P_{data}(x)$$

خروجی: امتیاز واقعی بودن



شبکه عصبی پیچشی مولد

ورودی:

$$z \sim N(0, 1)$$

$$z \sim U(-1, 1)$$

$x \sim P_g(x)$: خروجی

آموزش WGAN

- ◀ آموزش شبکه WGAN به صورت اجرای متناوب چندین مرتبه آموزش شبکه منتقد و یک مرتبه آموزش شبکه مولد صورت می‌گیرد.
- ◀ وزن‌های شبکه منتقد به عنوان قابل آموزش در شبکه WGAN نیستند.
- ◀ وزن‌های شبکه مولد با استفاده از خطای محاسبه شده توسط شبکه منتقد، در شبکه WGAN بهنگام می‌شوند.

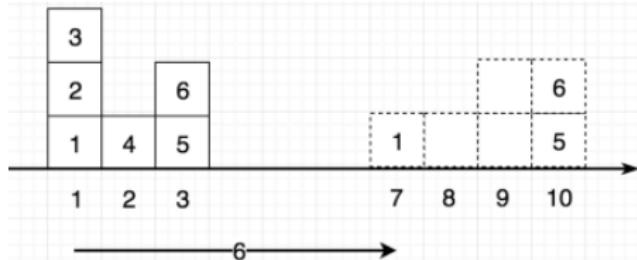
آموزش WGAN

- ◀ آموزش شبکه WGAN به صورت اجرای متناوب چندین مرتبه آموزش شبکه منتقد و یک مرتبه آموزش شبکه مولد صورت می‌گیرد.
- ◀ وزن‌های شبکه منتقد به عنوان قابل آموزش در شبکه WGAN نیستند.
- ◀ وزن‌های شبکه مولد با استفاده از خطای محاسبه شده توسط شبکه منتقد، در شبکه WGAN به نگام می‌شوند.
- ◀ کیفیت تصاویر تولید شده توسط شبکه مولد به میزان خطای محاسبه شده توسط تابع هزینه شبکه منتقد وابسته است.

آموزش WGAN

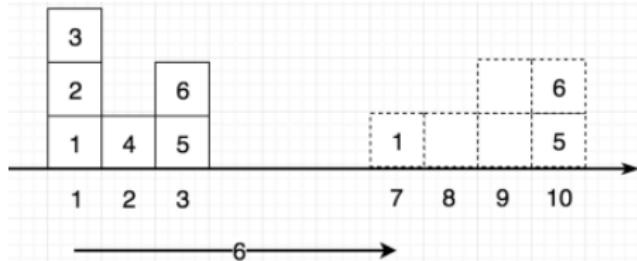
- ◀ آموزش شبکه WGAN به صورت اجرای متناوب چندین مرتبه آموزش شبکه منتقد و یک مرتبه آموزش شبکه مولد صورت می‌گیرد.
- ◀ وزن‌های شبکه منتقد به عنوان قابل آموزش در شبکه WGAN نیستند.
- ◀ وزن‌های شبکه مولد با استفاده از خطای محاسبه شده توسط شبکه منتقد، در شبکه WGAN به هنگام می‌شوند.
- ◀ کیفیت تصاویر تولید شده توسط شبکه مولد به میزان خطای محاسبه شده توسط تابع هزینه شبکه منتقد وابسته است.
- ◀ تابع هدف در این شبکه، فاصله‌ی بین توزیع نمونه‌های تولید شده توسط شبکه مولد و توزیع نمونه‌های واقعی را به دست می‌آورد.
- ◀ از فاصله‌ی سیراستین برای محاسبه فاصله‌ی بین توزیع‌های آماری استفاده می‌کند [۸].

آموزش WGAN



$$C(P_{data}, P_g) = \inf_{\gamma \in \Pi(P_{data}, P_g)} \int_{\mathcal{X} \times \mathcal{X}} c(x, y) d\gamma(x, y)$$

آموزش WGAN



$$C(P_{data}, P_g) = \inf_{\gamma \in \Pi(P_{data}, P_g)} \int_{\mathcal{X} \times \mathcal{X}} c(x, y) d\gamma(x, y)$$

$$\begin{aligned}\mathbf{W}(P_{data}, P_g) &= \inf_{\gamma \in \Pi(P_{data}, P_g)} \int_{\mathcal{X} \times \mathcal{X}} \|x - y\| d\gamma(x, y) \\ &= \inf_{\gamma \in \Pi(P_{data}, P_g)} E_{(x,y) \sim \gamma} [\|x - y\|]\end{aligned}$$

اموزش WGAN

دوگان کانتورویچ-روبنشتاین [۸]

$$\begin{aligned}
 \mathbf{W}(P_{data}, P_g) &= \inf_{\gamma \in \Pi(P_{data}, P_g)} E_{(x,y) \sim \gamma} [\|x - y\|] \\
 &= \inf_{\gamma} E_{(x,y) \sim \gamma} \left[\|x - y\| + \sup_f E_{s \sim P_{data}} [f(s)] - E_{t \sim P_g} [f(t)] - (f(x) - f(y)) \right] \\
 &= \inf_{\gamma} \sup_f E_{(x,y) \sim \gamma} \left[\|x - y\| + E_{s \sim P_{data}} [f(s)] - E_{t \sim P_g} [f(t)] - (f(x) - f(y)) \right] \\
 &= \sup_f \inf_{\gamma} E_{(x,y) \sim \gamma} \left[\|x - y\| + E_{s \sim P_{data}} [f(s)] - E_{t \sim P_g} [f(t)] - (f(x) - f(y)) \right] \\
 &= \sup_f E_{s \sim P_{data}} [f(s)] - E_{t \sim P_g} [f(t)] + \inf_{\gamma} E_{(x,y) \sim \gamma} [\|x - y\| - (f(x) - f(y))]
 \end{aligned}$$

اموزش WGAN

دوگان کانتورویچ-روبنشتاین [۸]

$$\begin{aligned}
 \mathbf{W}(P_{data}, P_g) &= \inf_{\gamma \in \Pi(P_{data}, P_g)} E_{(x,y) \sim \gamma} [\|x - y\|] \\
 &= \inf_{\gamma} E_{(x,y) \sim \gamma} \left[\|x - y\| + \sup_f E_{s \sim P_{data}} [f(s)] - E_{t \sim P_g} [f(t)] - (f(x) - f(y)) \right] \\
 &= \inf_{\gamma} \sup_f E_{(x,y) \sim \gamma} \left[\|x - y\| + E_{s \sim P_{data}} [f(s)] - E_{t \sim P_g} [f(t)] - (f(x) - f(y)) \right] \\
 &= \sup_f \inf_{\gamma} E_{(x,y) \sim \gamma} \left[\|x - y\| + E_{s \sim P_{data}} [f(s)] - E_{t \sim P_g} [f(t)] - (f(x) - f(y)) \right] \\
 &= \sup_f E_{s \sim P_{data}} [f(s)] - E_{t \sim P_g} [f(t)] + \inf_{\gamma} E_{(x,y) \sim \gamma} [\|x - y\| - (f(x) - f(y))]
 \end{aligned}$$

$$|f(x_1) - f(x_2)| \leq |x_1 - x_2| \quad \text{تابع لیپشیتز:}$$

$$\mathbf{W}(P_{data}, P_g) = \sup_{\|f\|_L \leq 1} E_{s \sim P_{data}} [f(s)] - E_{t \sim P_g} [f(t)]$$

آموزش WGAN

$$\max_{\theta \in \theta_c} E_{x \sim P_{data}} [f_\theta(x)] - E_{z \sim P_z} [f_\theta(\mathbf{G}(z))]$$

تابع هزینه شبکه منتقد:

آموزش WGAN

$$\max_{\theta \in \theta_c} E_{x \sim P_{data}} [f_\theta(x)] - E_{z \sim P_z} [f_\theta(\mathbf{G}(z))]$$

تابع هزینه شبکه منتقد:

$$\min_{\theta \in \theta_g} E_{x \sim P_{data}} [f_\theta(x)] - E_{z \sim P_z} [f_\theta(\mathbf{G}(z))]$$

$$\mathbf{J}(\mathbf{G}) = - E_{z \sim P_z} [f_\theta(\mathbf{G}(z))]$$

تابع هزینه شبکه مولد:

آموزش WGAN

$$\max_{\theta \in \theta_c} E_{x \sim P_{data}} [f_\theta(x)] - E_{z \sim P_z} [f_\theta(\mathbf{G}(z))]$$

تابع هزینه شبکه منتقد:

$$\min_{\theta \in \theta_g} E_{x \sim P_{data}} [f_\theta(x)] - E_{z \sim P_z} [f_\theta(\mathbf{G}(z))]$$

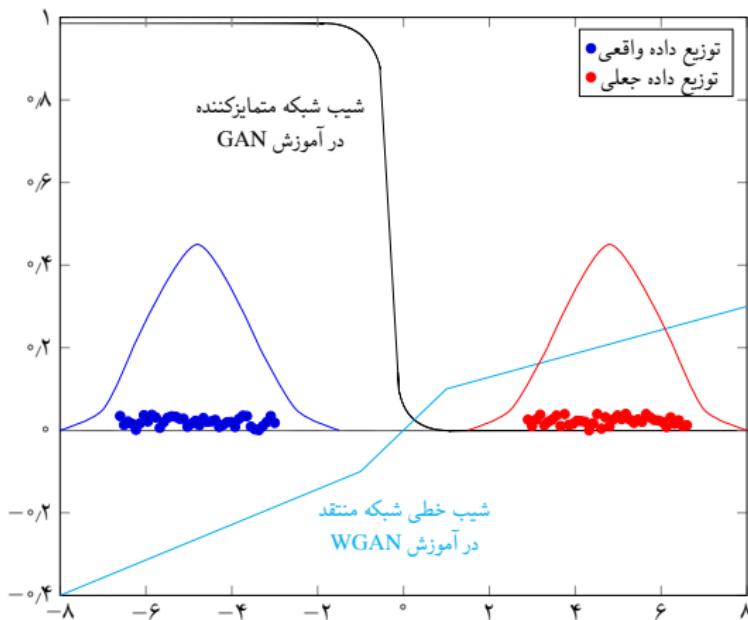
تابع هزینه شبکه مولد:

$$\mathbf{J}(\mathbf{G}) = - E_{z \sim P_z} [f_\theta(\mathbf{G}(z))]$$

تابع هزینه شبکه WGAN :

$$\min_{\theta} E_{x \sim P_{data}} [f_\theta(x)] - E_{z \sim P_z} [f_\theta(\mathbf{G}(z))]$$

عملکرد شبکه متمايزکننده و شبکه منتقد

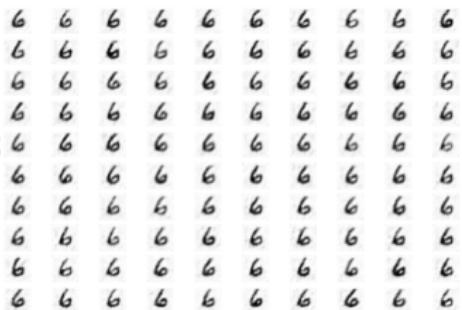


MNIST مثال

تکرار 184



تکرار 368



نکار ۹۲



تکرار 276

I مراجع

-  Goodfellow, Ian, Pouget-Abadie, Jean, Mirza, Mehdi, Xu, Bing, Warde-Farley, David, Ozair, Sherjil, Courville, Aaron, and Bengio, Yoshua. Generative adversarial nets. in Ghahramani, Z., Welling, M., Cortes, C., Lawrence, N. D., and Weinberger, K. Q., eds. , *Advances in Neural Information Processing Systems 27*, pp. 2672–2680. Curran Associates, Inc., 2014.
-  Chollet, François. *Deep Learning with Python*. Manning, November 2017.
-  Vasilev, I., Slater, D., Spacagna, G., Roelants, P., and Zocca, V. *Python Deep Learning: Exploring deep learning techniques and neural network architectures with PyTorch, Keras, and TensorFlow, 2nd Edition*. Packt Publishing, 2019.

II مراجع

-  Langr, J. and Bok, V.
GANs in Action: Deep learning with Generative Adversarial Networks.
Manning Publications, 2019.
-  Foster, D.
Generative Deep Learning: Teaching Machines to Paint, Write, Compose, and Play.
O'Reilly Media, 2019.
-  Arjovsky, Martin, Chintala, Soumith, and Bottou, Léon.
Wasserstein generative adversarial networks.
in Precup, Doina and Teh, Yee Whye, eds. , *Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning*, vol. 70 of *Proceedings of Machine Learning Research*, pp. 214–223, International Convention Centre, Sydney, Australia, 06–11 Aug 2017. PMLR.

III مراجع



Brownlee, Jason.

Machine learning mastery, how to implement wasserstein loss for generative adversarial networks.

[https://machinelearningmastery.com/how-to-implement-wasserstein-loss-for-generative-adversarial-networks,](https://machinelearningmastery.com/how-to-implement-wasserstein-loss-for-generative-adversarial-networks)

2019.



Villani, C.

Optimal Transport: Old and New.

Grundlehren der mathematischen Wissenschaften. Springer Berlin Heidelberg, 2008.

سپاس از حسن توجه شما