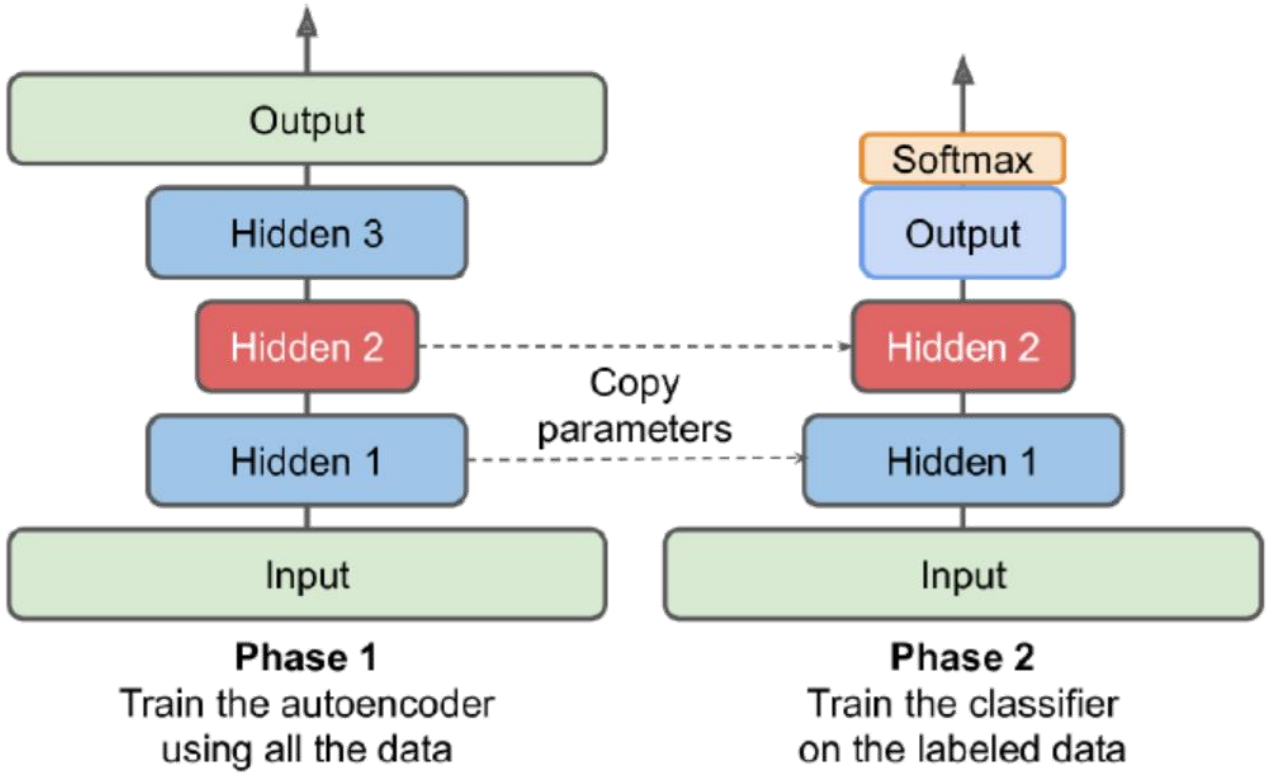

بسم الله الرحمن الرحيم

یادگیری بازنمایی

Representation Learning

پیش‌آموزش حریصانه لایه‌ها

- این رویکرد قبل از توسعه تکنیک‌های مدرن برای آموزش شبکه‌های بسیار عمیق (ReLU، بهینه‌سازهای بهتر، معماری‌های بهتر، نرمال‌سازی و ...) انجام می‌شد
- یادگیری بدون ناظر برای بهبود عملکرد شبکه‌های عمیق همچنان پر استفاده است
  - به خصوص زمانیکه تعداد داده‌های برچسب‌خورده کم است
  - در رویکردهای مدرن، استفاده از داده‌های بدون ناظر تنها برای پیش‌آموزش نیست



نرمال‌سازی دسته‌ای (Batch Normalization)

- نرمال‌سازی تأثیر چشمگیری بر عملکرد بهینه‌سازی دارد
- به خصوص برای شبکه‌های کانولوشنی و شبکه‌هایی که از تابع غیرخطی سیگموئید استفاده می‌کنند
- یک دسته از خروجی یک واحد را در نظر بگیرید
  - می‌خواهیم میانگین آن صفر و واریانس آن یک شود
    - مشتق این تابع به سادگی قابل محاسبه است

$$\hat{x}^{(k)} = \frac{x^{(k)} - E[x^{(k)}]}{\sqrt{Var[x^{(k)}]}}$$

S. Ioffe and C. Szegedy. "Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift." *International conference on machine learning*. 2015.

نرمال‌سازی دسته‌ای (Batch Normalization)

- میانگین و واریانس عددی به صورت مستقل برای هر واحد محاسبه می‌شود
- ورودی: x $(N \times D)$
- میانگین هر کانال (به طول D)

$$\mu_j = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x_{ij}$$

- واریانس هر کانال (به طول D)

$$\sigma_j^2 = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} (x_{ij} - \mu_j)^2$$

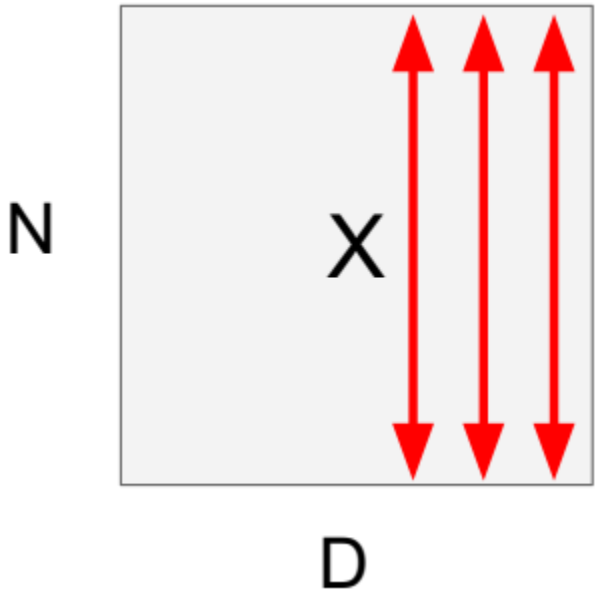
- x نرمال‌شده $(N \times D)$

$$\hat{x}_{ij} = \frac{x_{ij} - \mu_j}{\sigma_j}$$

- خروجی: y $(N \times D)$

$$y_{ij} = \gamma_j \hat{x}_{ij} + \beta_j$$

Learnable scale and shift



نرمال‌سازی دسته‌ای: زمان آزمون

- برآوردهای میانگین و واریانس به minibatch بستگی دارند
  - نمی‌توان این کار را در زمان آزمون انجام داد!
- از میانگین متحرک مقادیر (μ و σ^2) در حین آموزش استفاده می‌شود
- در زمان آزمون BN به یک عملگر خطی تبدیل می شود!
- می‌تواند با لایه کاملاً متصل یا کانولوشنی قبل ترکیب شود

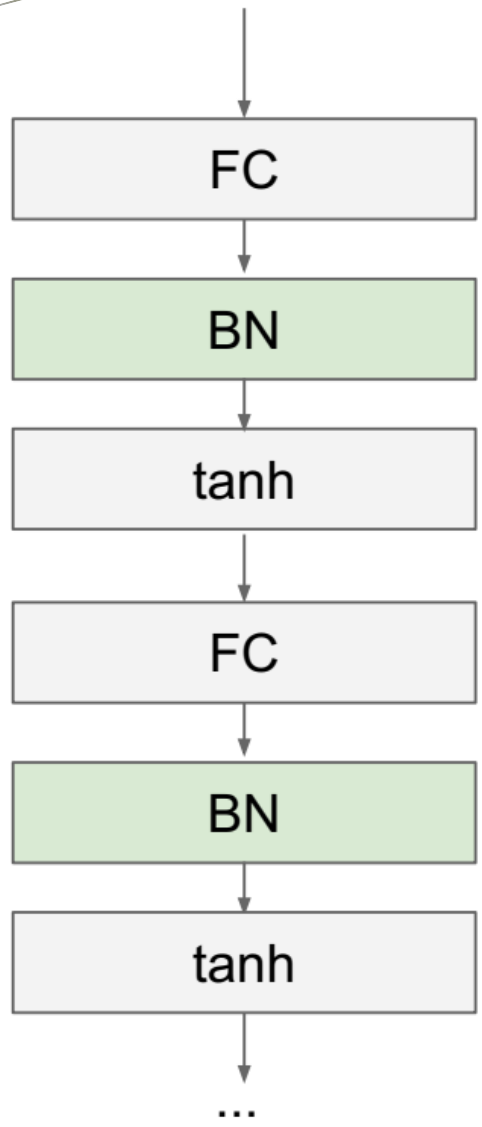
$$\mu_j = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x_{ij}$$

$$\sigma_j^2 = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} (x_{ij} - \mu_j)^2$$

$$\hat{x}_{ij} = \frac{x_{ij} - \mu_j}{\sigma_j}$$

$$y_{ij} = \gamma_j \hat{x}_{ij} + \beta_j$$

نرمال‌سازی دسته‌ای



- معمولاً بعد از لایه‌های خطی و قبل از تابع فعال‌سازی غیرخطی استفاده می‌شوند
- جریان گرادیان را بهبود می‌بخشد
- آموزش شبکه‌های عمیق را ساده‌تر می‌کند!
- اجازه می‌دهد از نرخ یادگیری بالاتر استفاده کنیم و همگرایی را سرعت می‌دهد
- حساسیت به مقداردهی اولیه کاهش می‌یابد
- در زمان آموزش به نوعی عمل منظّم‌سازی را انجام می‌دهد
- در زمان آزمون سرباری اضافه نمی‌کند
  - می‌تواند با لایه خطی قبل ترکیب شود

BN برای لایه‌های کانولوشنی

Batch Normalization for fully-connected layers

$x: N \times D$

$\mu, \sigma: 1 \times D$

$\gamma, \beta: 1 \times D$

$$y = \gamma \frac{x - \mu}{\sigma} + \beta$$

Batch Normalization for convolutional layers

$x: N \times W \times H \times C$

$\mu, \sigma: 1 \times 1 \times 1 \times C$

$\gamma, \beta: 1 \times 1 \times 1 \times C$

$$y = \gamma \frac{x - \mu}{\sigma} + \beta$$

نرمال‌سازی لایه‌ای (Layer Normalization)

Batch Normalization for fully-connected layers

$x: N \times D$

$\mu, \sigma: 1 \times D$

$\gamma, \beta: 1 \times D$

$$y = \gamma \frac{x - \mu}{\sigma} + \beta$$

Layer Normalization for fully-connected layers

$x: N \times D$

$\mu, \sigma: N \times 1$

$\gamma, \beta: 1 \times D$

$$y = \gamma \frac{x - \mu}{\sigma} + \beta$$

Ba, Jimmy Lei, Jamie Ryan Kiros, and Geoffrey E. Hinton. "Layer normalization." *arXiv preprint arXiv:1607.06450* (2016).

نرمال‌سازی نمونه‌ای (Instance Normalization)

Batch Normalization for convolutional layers

$$x: N \times W \times H \times C$$

$$\mu, \sigma: 1 \times 1 \times 1 \times C$$

$$\gamma, \beta: 1 \times 1 \times 1 \times C$$

$$y = \gamma \frac{x - \mu}{\sigma} + \beta$$

Instance Normalization for convolutional layers

$$x: N \times W \times H \times C$$

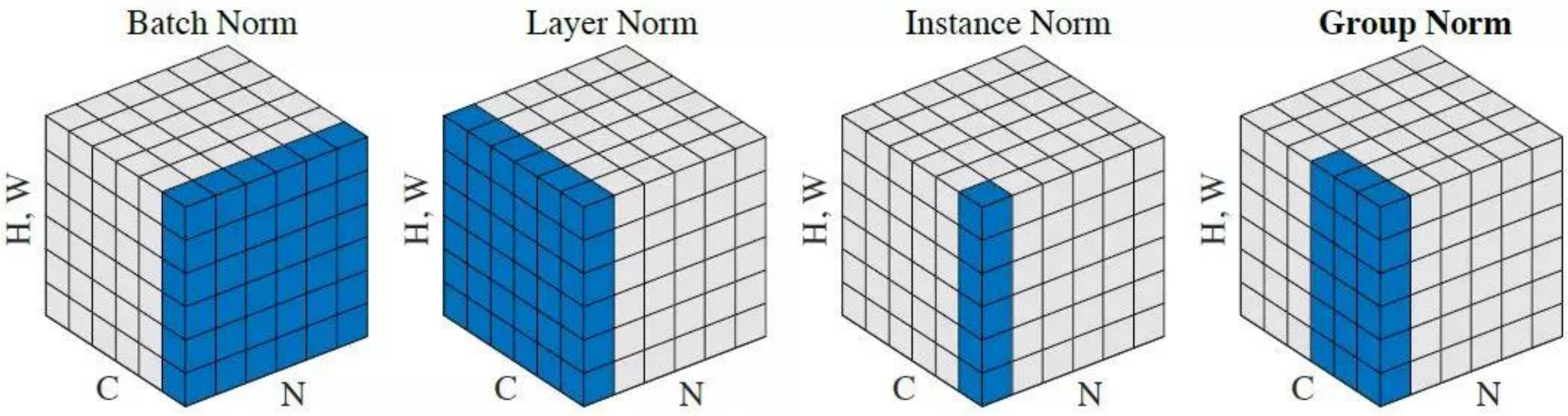
$$\mu, \sigma: N \times 1 \times 1 \times C$$

$$\gamma, \beta: 1 \times 1 \times 1 \times C$$

$$y = \gamma \frac{x - \mu}{\sigma} + \beta$$

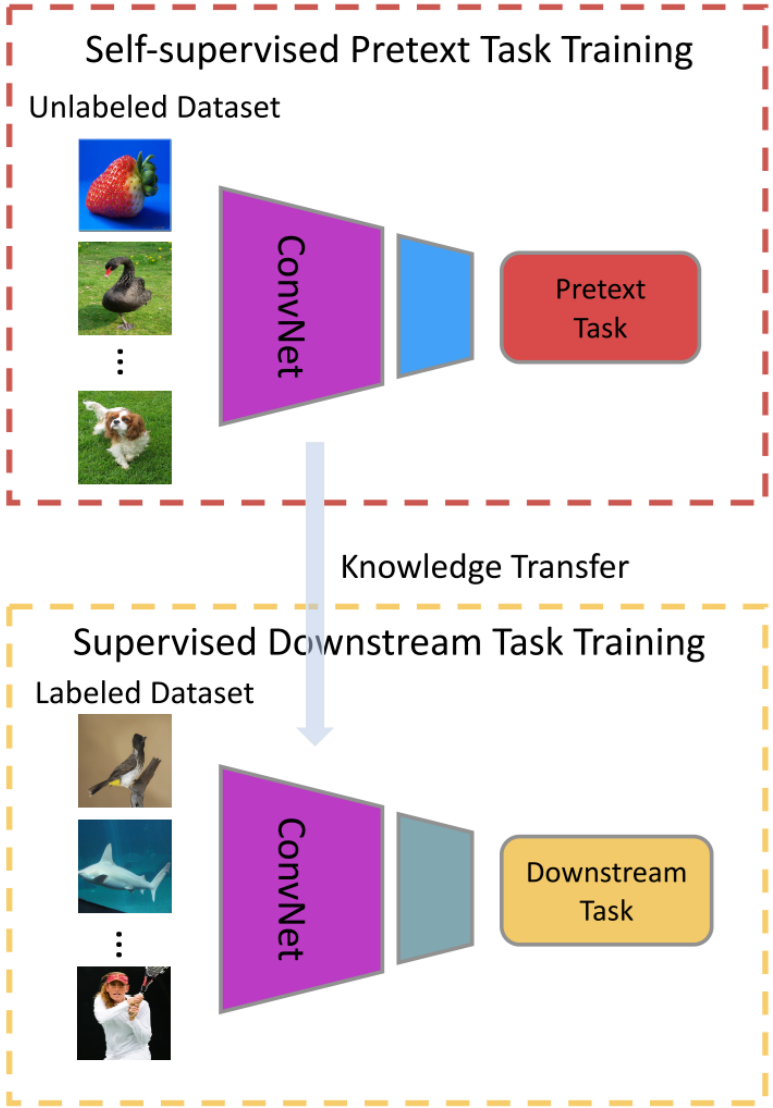
D. Ulyanov, A. Vedaldi, and V. Lempitsky. "Instance normalization: The missing ingredient for fast stylization." *arXiv preprint arXiv:1607.08022* (2016).

مقایسه روش‌های نرمال‌سازی



Y. Wu and K. He, "Group normalization." Proceedings of the European conference on computer vision (ECCV). 2018.

یادگیری خودنظارتی (Self-Supervised)

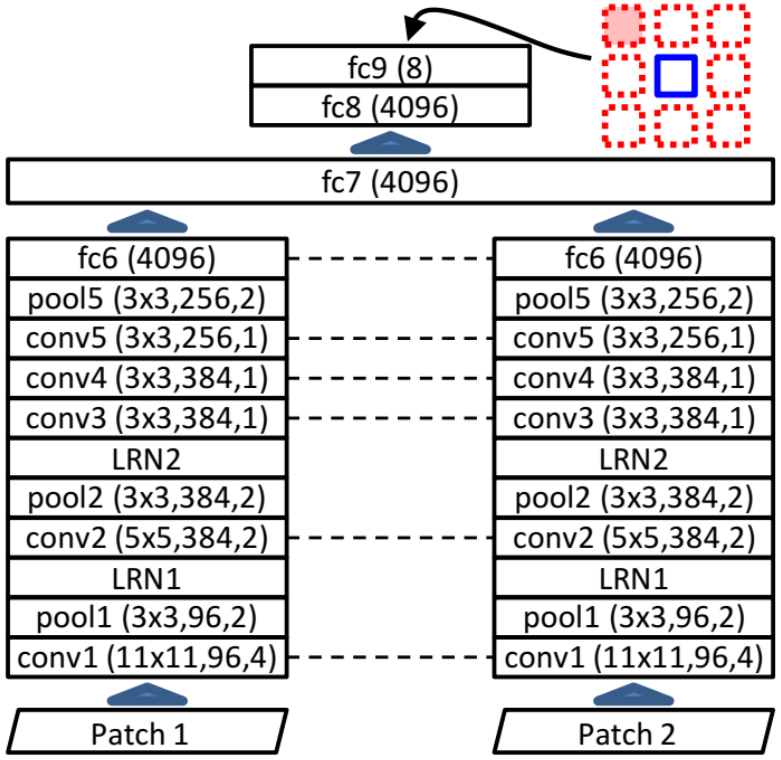


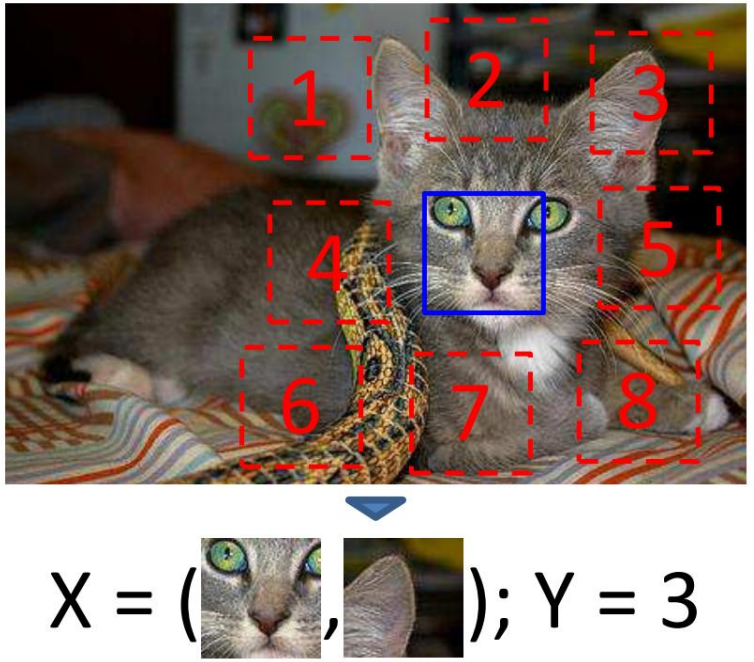
- روش‌های یادگیری خود نظارتی برای یادگیری ویژگی‌های عمومی از داده‌های بدون برچسب در مقیاس بزرگ پیشنهاد شده‌اند
- مسئله‌های کمکی دو ویژگی مشترک دارند:
  - برای حل مسئله کمکی لازم است تا ویژگی‌های بصری توسط شبکه‌های کانولوشنی استخراج شوند
  - شبه‌برچسب‌های مورد نیاز در مسئله کمکی باید به صورت خودکار برای داده‌های مورد نظر قابل تولید باشند
- این رویکرد برای مسئله‌های غیر از بینایی کامپیوتر مانند پردازش صوت و پردازش متن نیز قابل استفاده است

L. Jing, and Y. Tian, "Self-supervised visual feature learning with deep neural networks: A survey." *IEEE Transactions on PAMI*, 2020.

مثال: پیش‌بینی موقعیت

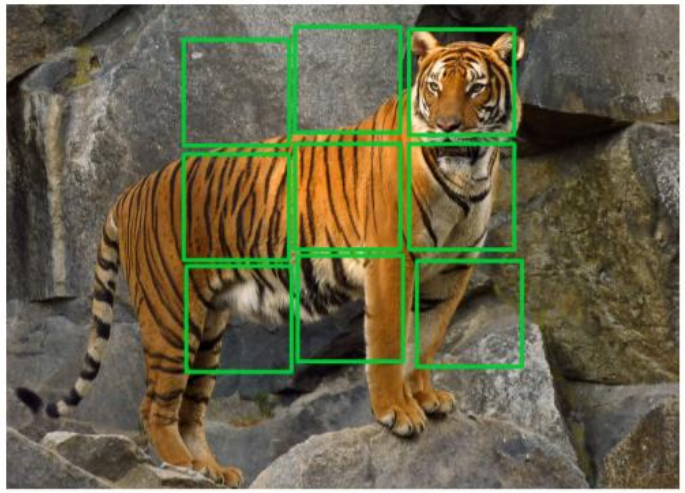
- یادگیری موقعیت نسبی اجزاء تصویر می‌تواند منجر به شناخت خوبی از محتوای تصویر شود
- برای حل این مسئله، نیاز است تا شبکه بتواند اشیاء و اجزاء آنها را یاد بگیرد

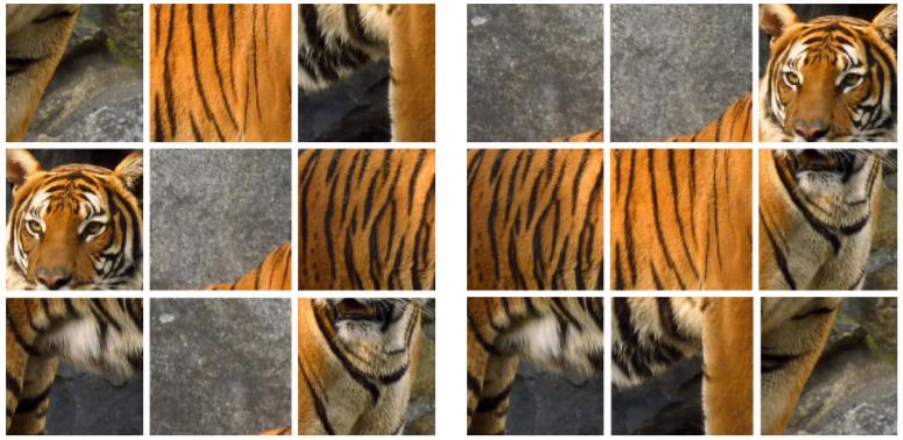


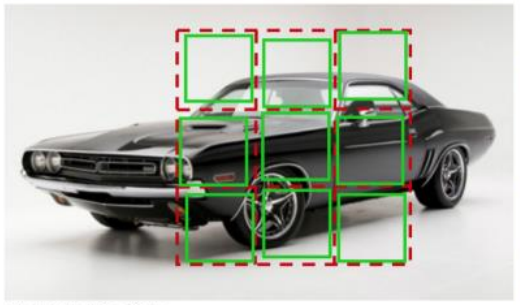


C. Doersch, A. Gupta, and A. Efros. "Unsupervised visual representation learning by context prediction." *ICCV*, 2015.

مثال: حل جورچین



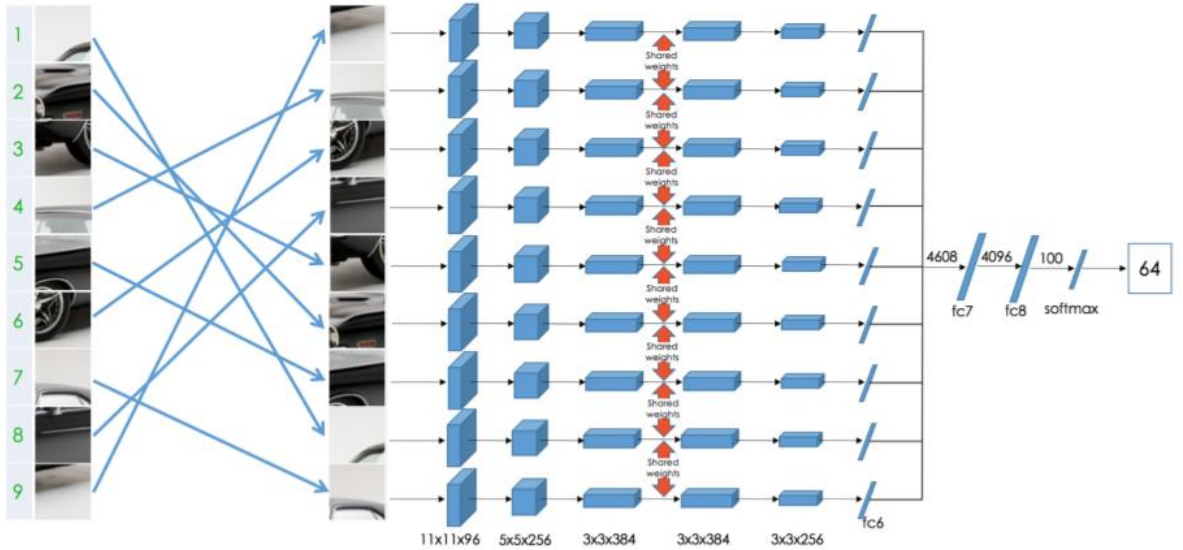




Permutation Set

index	permutation
64	9,4,6,8,3,2,5,1,7

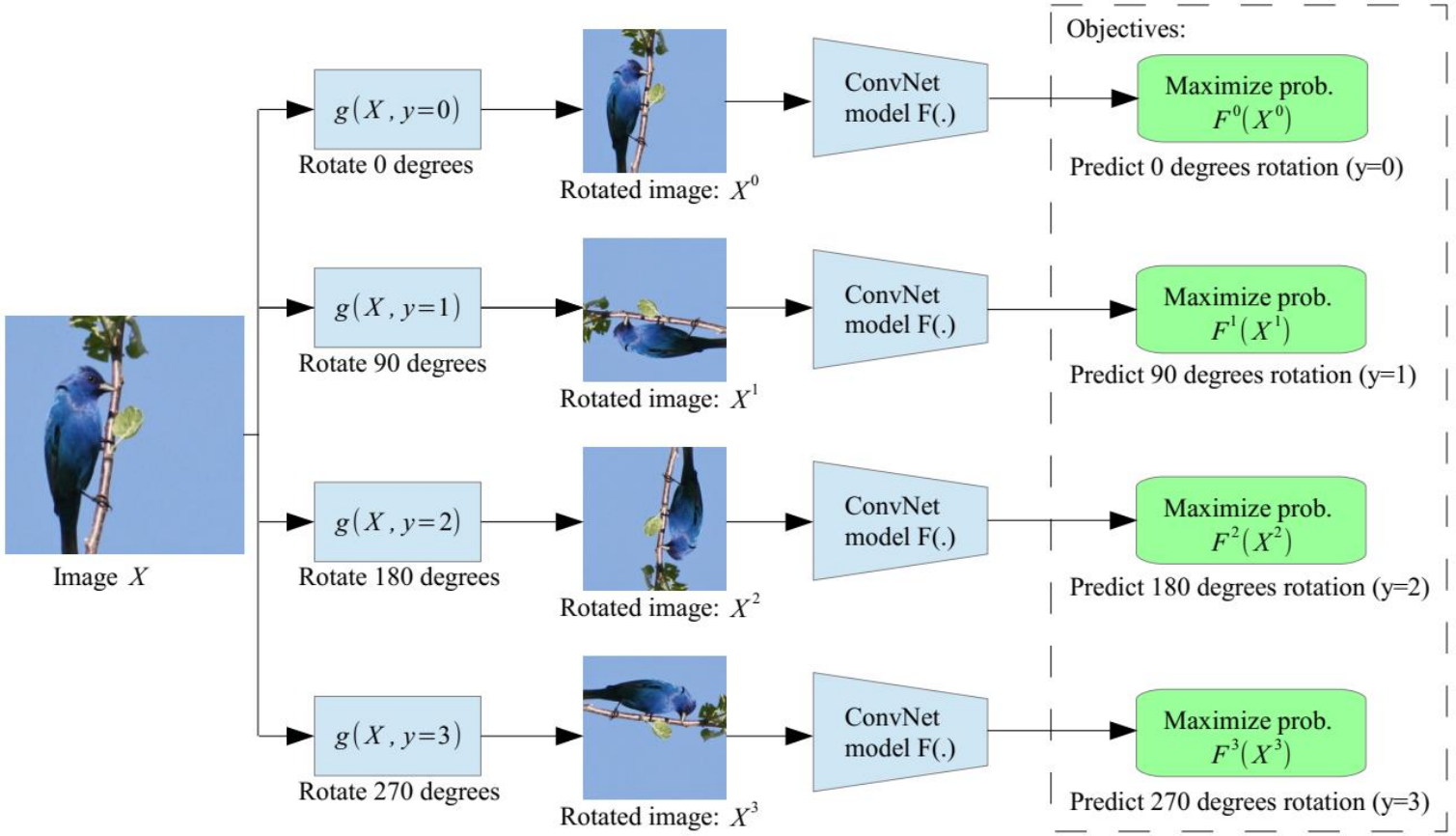
Reorder patches according to the selected permutation



Noroozi, Mehdi, and Paolo Favaro. "Unsupervised learning of visual representations by solving jigsaw puzzles." *ECCV*, 2016.

مثال: تخمین چرخش

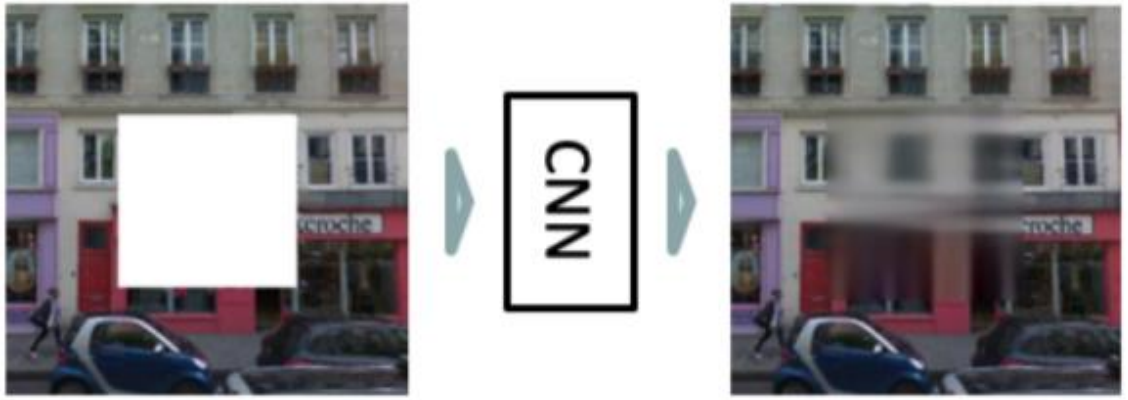
- با آموزش مدل برای تشخیص میزان چرخش ۲ بعدی، ویژگی‌های تصویر آموخته می‌شود

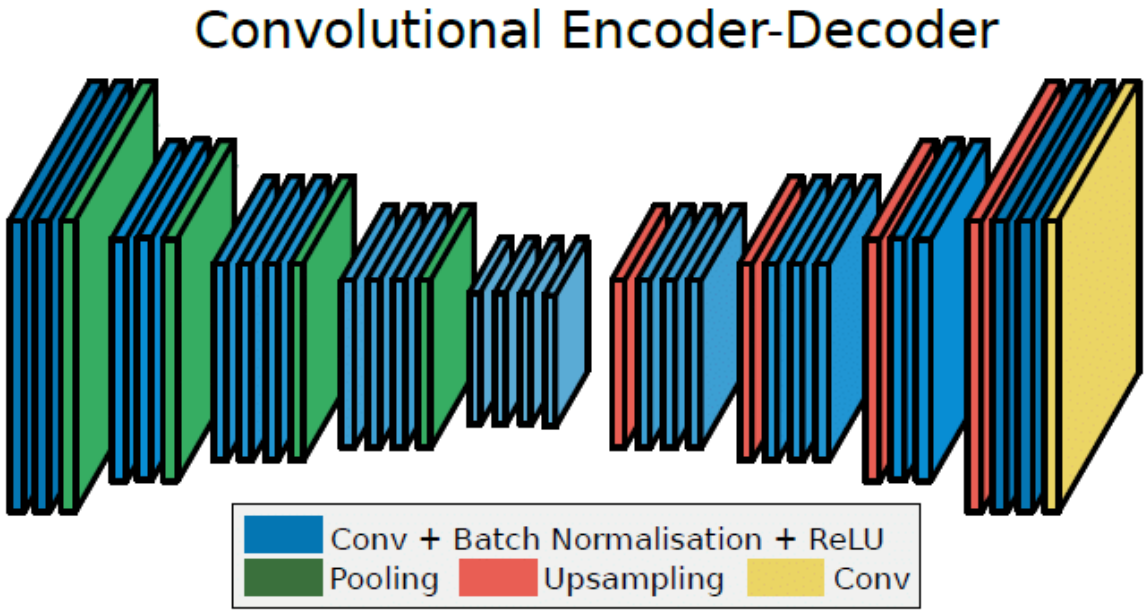


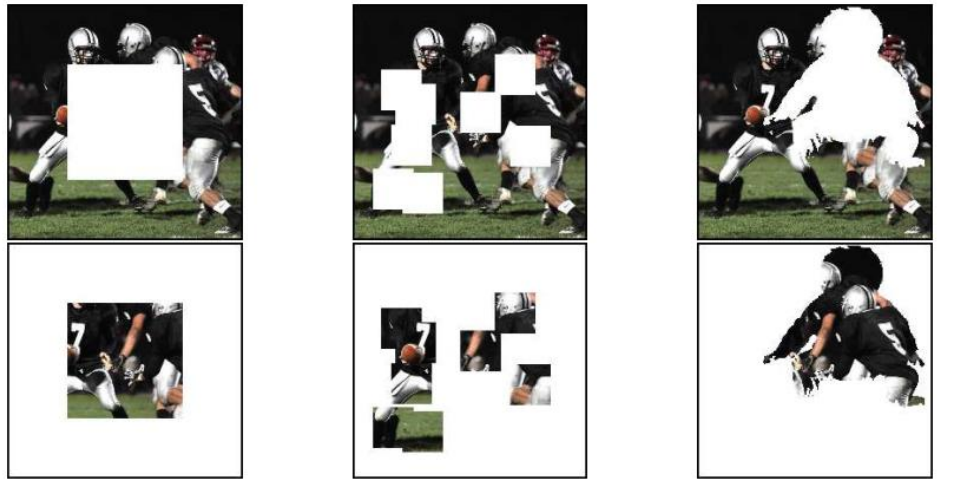
S. Gidaris, P. Singh, and N. Komodakis. "Unsupervised representation learning by predicting image rotations." *arXiv preprint arXiv:1803.07728* (2018).

مثال: پیش‌بینی محتوا

$$\mathcal{L}_{rec}(x) = \left\| \hat{M} \odot \left(x - F\left((1 - \hat{M}) \odot x \right) \right) \right\|_2$$



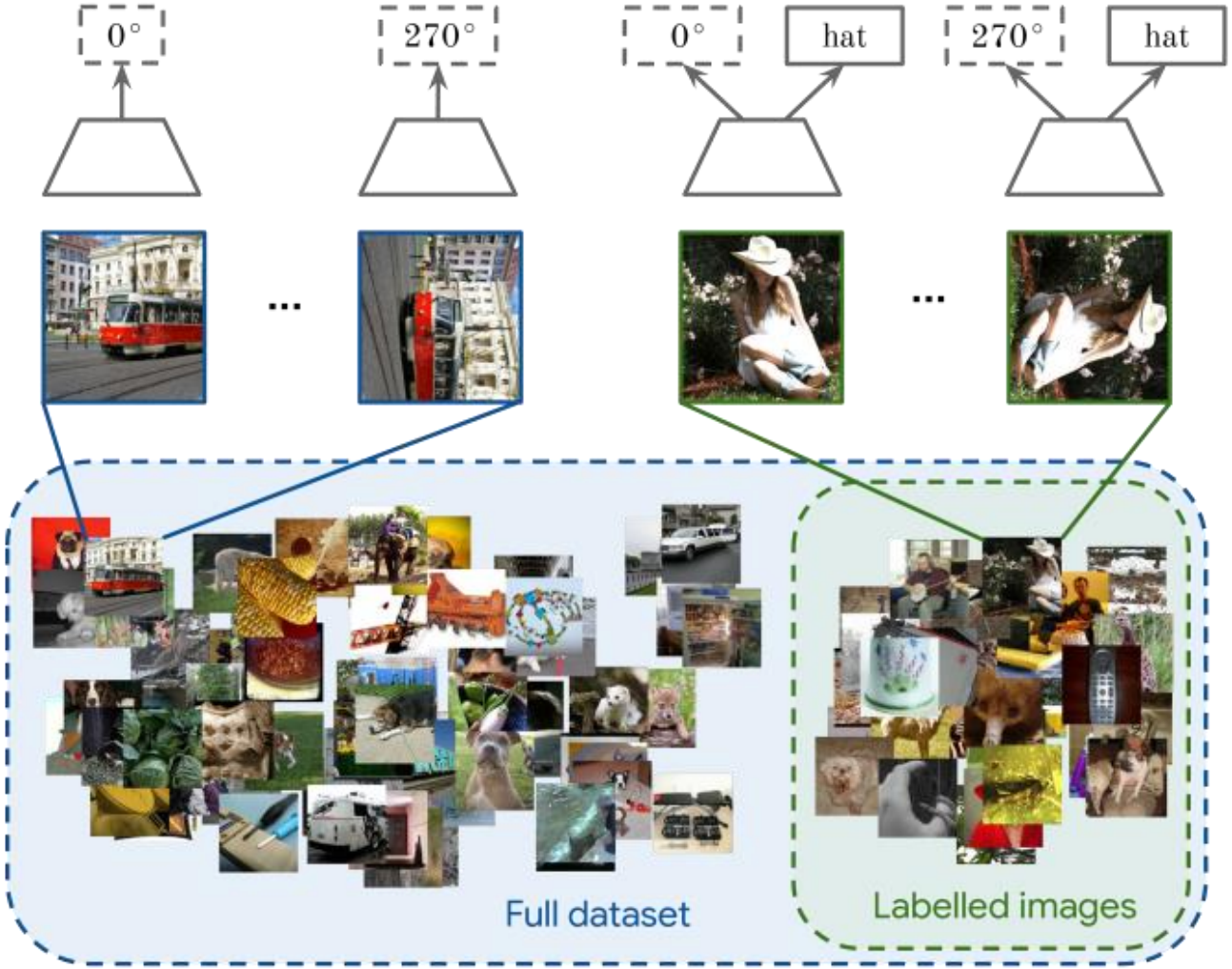




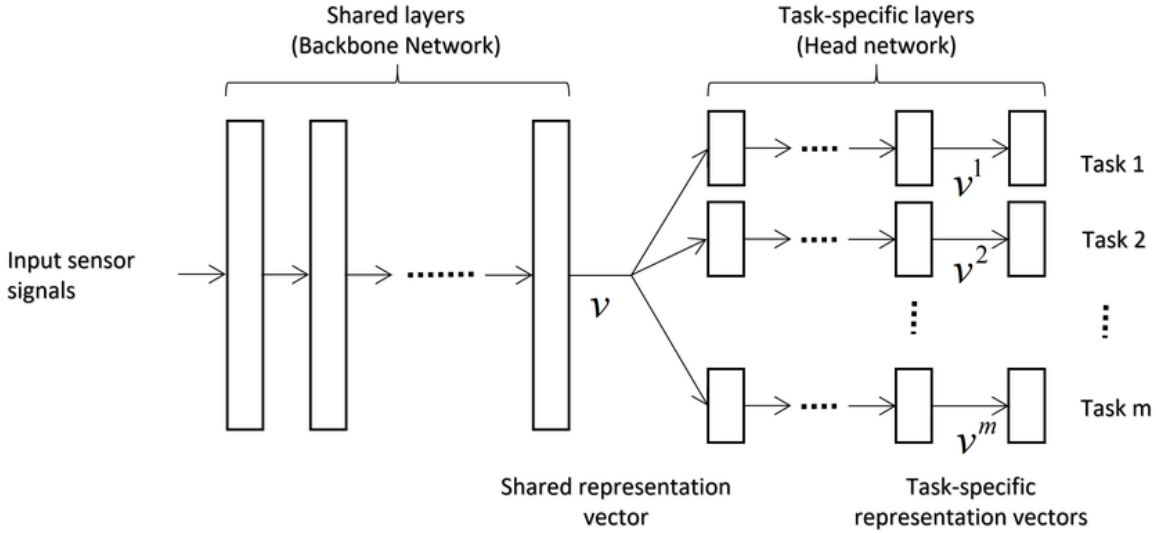
(a) Central region (b) Random block (c) Random region

D. Pathak, et al. "Context encoders: Feature learning by inpainting." CVPR, 2016.

یادگیری چندوظیفه (Multi-Task Learning)



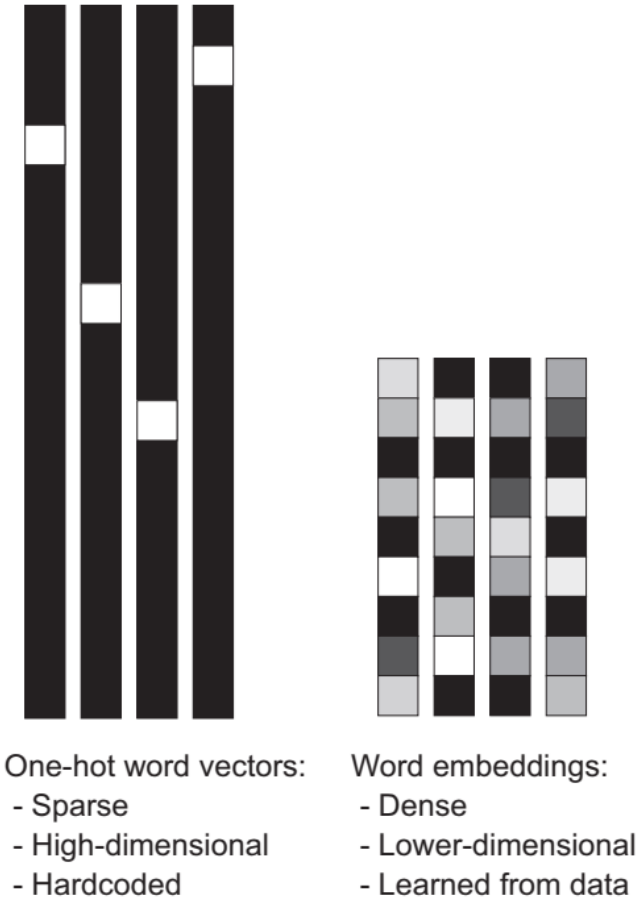
- نتایج نشان می‌دهد که ترکیب وظایف (حتی از طریق یک معماری ساده چند سر) عملکرد را بهبود می‌بخشد



X. Zhai, et al. "S4l: Self-supervised semi-supervised learning." *ICCV,* 2019.

جانمایی کلمات (Word Embedding)

- جانمایی کلمات اطلاعات بیشتر را در ابعاد بسیار کمتری قرار می‌دهد
- این بردارها را می‌توان با استفاده از حجم زیادی از متن پیش‌آموزش داد و در مجموعه داده‌های کوچک از آنها استفاده کرد

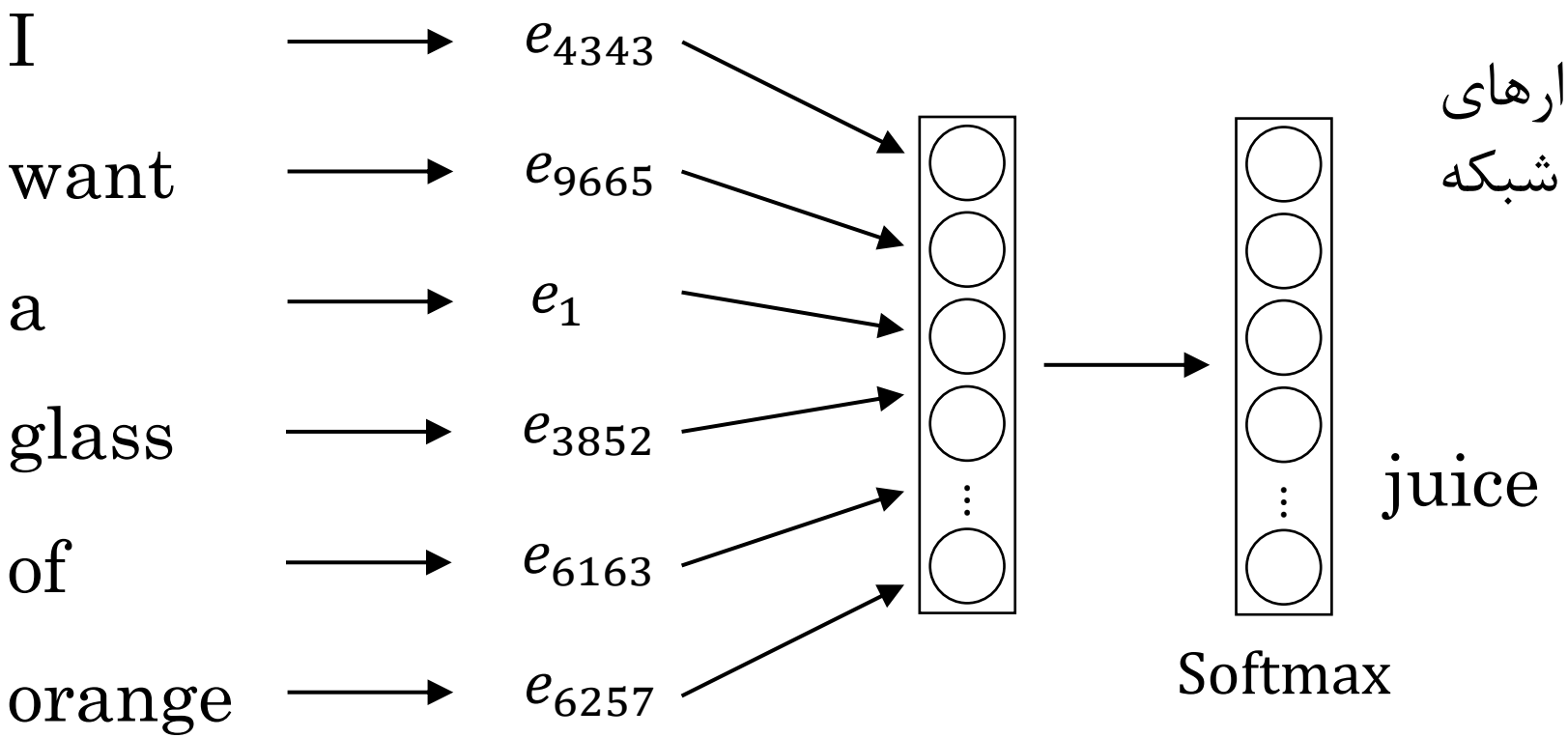


One-hot word vectors:
- Sparse
- High-dimensional
- Hardcoded

Word embeddings:
- Dense
- Lower-dimensional
- Learned from data

مدل زبان طبیعی

- در این مدل می‌خواهیم کلمه بعدی را پیش‌بینی کنیم
- هدف ما دستیابی به بردارهای جانمایی است و وزن‌های دیگر شبکه هدف نیستند



Bengio, Yoshua, et al. "A neural probabilistic language model." *The journal of machine learning research*, 2003.