汇报人：江篱	

文献阅读

Sketch Less for More: On-the-Fly Fine-Grained Sketch Based Image Retrieval
文献信息：Bhunia, Ayan Kumar, et al. "Sketch Less for More: On-the-Fly Fine-Grained Sketch Based Image Retrieval." *arXiv preprint arXiv:2002.10310* (2020).

问题：手绘草图检索图像时，绘制草图需要时间，而且大多数人并不能绘制一幅完整且形状相似的草图。

解决办法：我们重新制定了FG-SBIR（Fine-grained sketch-based image retrieval）框架，目标是以尽可能少的笔画检索目标照片。一旦用户开始绘图，就开始检索。具体实现方式是设计一个基于强化学习的跨模态检索框架，优化的时候用完整的素描图像检索出的ground truth图像的排序进行优化。这篇论文还提出一种新的奖励方案，该方案规避了与无关笔画相关的问题，从而在检索过程中为模型提供更一致的图像排名。

contributions：
1. 提出了on-the-fly FG-SBIR框架，使用强化学习利用不完整的草图检索图像。
2. 新的损失函数。

概述：下图展示了本文提出方法与当前最好的FG-SBIR 模型方法（损失函数为triplet loss）的结果比较。要正确结果出现在前十个答案中，本文方法在用户完成了30%的草图时便可得到这个结果，我们选择的基准模型要在用户完成80%的草图才能得到该结果。

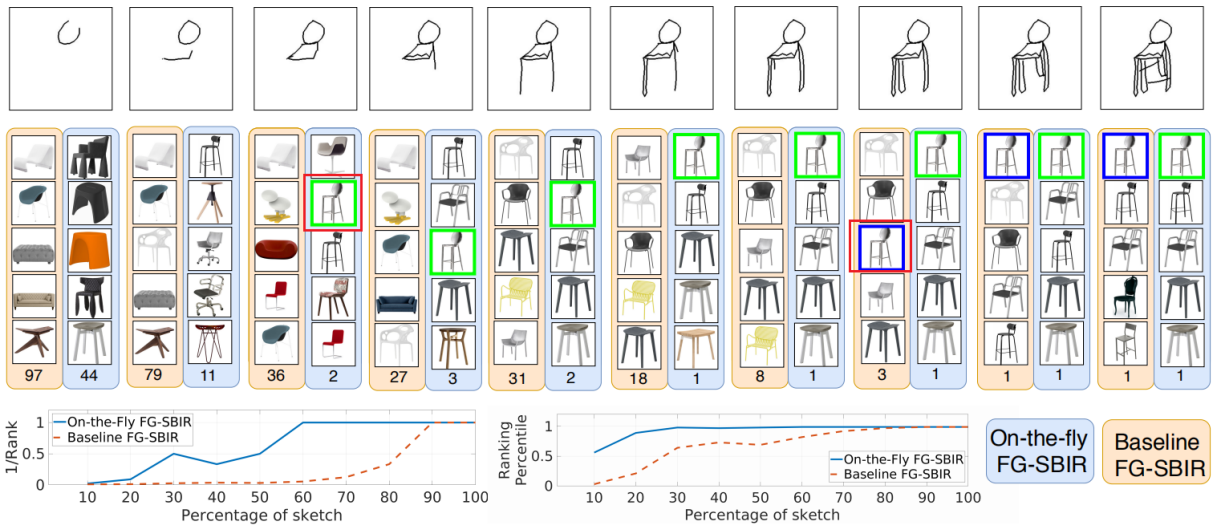
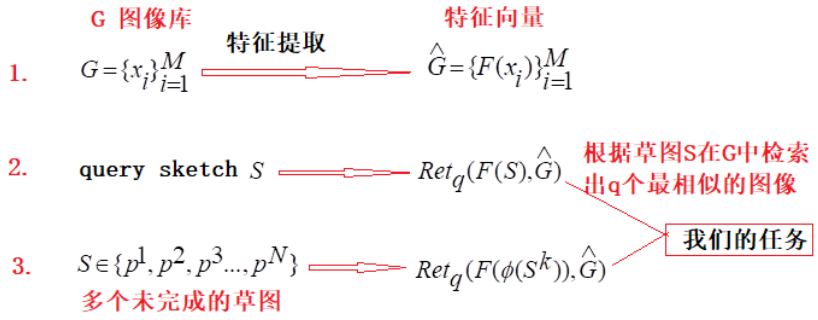


Figure 2. Illustration of proposed *on-the-fly* framework's efficacy over a baseline FG-SBIR method [41, 49] trained with completed sketches only. For this particular example, our method needs only 30% of the complete sketch to include the true match in the top-10 rank list, compared to 80% for the baseline. Top-5 photo images retrieved by either framework are shown here, in progressive sketch-rendering steps of 10%. The number at the bottom denotes the paired (true match) photo's rank at every stage.

Method：我们的目的是根据草图在图像库中检索出相似图像，以下用公式来阐述我们的目的：



模型：下图为传统模型与本文方法的对比。

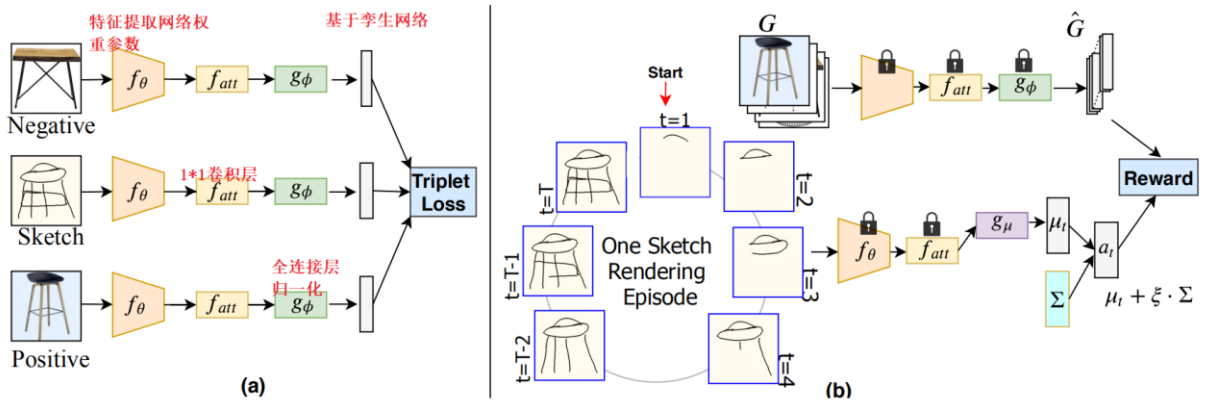


Figure 3. (a) A conventional FG-SBIR framework trained using triplet loss. (b) Our proposed reinforcement learning based framework that takes into account a complete sketch rendering episode. Key locks signifies particular weights are fixed during RL training.

传统模型：

我们将参数 f_θ、f_{att} 和 g_ϕ 所代表的过程打包为一个整体编码函数 F。网络的输入为 $\{a,p,n\}$，a 表示手绘草图，p 表示与草图相似的图像（positive image），n 表示不相似的图像（negative image）。

草图与positive image的距离为 $\beta^+=\|F(a)-F(p)\|_2$。

草图与negative image的距离为 $\beta^-=\|F(a)-F(n)\|_2$。

损失函数为 $\max\{0,\mu+\beta^+-\beta^-\}$，$\mu$ 为超参数。

本文方法：

本文方法如上图（b）部分所示，基准为相似图像 G 的特征表示 $\hat{G}$，输入为草图的整个绘制过程 $S\in\{p_1,p_2,p_3,...,p_T\}$，对于每一个输入 p_t，输出为一个特征向量 a_t。损失函数即为 a_t 与 $\hat{G}$ 的距离。

遵循典型的强化学习表示法，我们将我们的策略定义为 $\pi_\theta(a|s)$。

$$\pi_\Theta(\mathrm{a_t}|\mathrm{s_t}) = \sqrt{\frac{1}{(2\pi)^{\mathrm{D}}\,|\Sigma|}}\times$$
$$\exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathrm{a_t}-\mu_\mathrm{t})^\top\Sigma^{-1}(\mathrm{a_t}-\mu_\mathrm{t})\right\}, \quad (1)$$

where the mean $\mu_t = g_\mu(s'_t) \in \mathbb{R}^D$, and s'_t is obtained via a pre-trained f_θ and f_{att} that take state $s_t = \varnothing(p_t)$ as its input. Meanwhile, Σ is a standalone trainable diagonal covariance matrix. We sample action $a_t = \mu_t + \xi \cdot \Sigma$, where $\xi \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{I})$ and $a_t \in \mathbb{R}^D$.

就损失函数来说分为Local Reward和Global Reward。

Local Reward：损失函数如下，当rank排名越靠后，R_t^{Local} 值越小，在训练的过程中，我们最大化该函数。

$$R_t^{Local} = \frac{1}{rank_t}$$

Global Reward：草图完成的过程中有很多步，假设某一步用 L_t 来表示，考虑到早期草图随机性更高，那么在草图完成的过程中，后期两步的距离要小于前期两步的距离。用公式来表示为：

$$R_t^{Global} = -\max(0, \tau(L_t, L_{t+1}) - \tau(L_{t-1}, L_t))$$