

# 艺术风格的神经算法

莱昂A. Gatys<sup>1,2,3</sup> · 亚历山大S. 埃克<sup>1,2,4,5</sup> 马蒂亚斯·贝特格<sup>1,2,4</sup>

<sup>1</sup> 维尔纳·雷查德中心综合神经科学和理论物理研究所，T大学

ubingen, 德国

<sup>2</sup> 伯恩斯坦中心计算神经科学，T

ubingen, 德国

<sup>3</sup> 研究生院神经信息处理，T

ubingen, 德国

<sup>4</sup> 马普学会生物控制论，T

ubingen, 德国

<sup>5</sup> 神经科学，贝勒医学院，休斯敦，得克萨斯州，美国系

· 为了谁信件应该得到解决; 电子信箱 : leon.gatys@bethgelab.org

在科幻NE艺术，特别是绘画，人类已经掌握了技能，通过合成图像的内容和风格之间复杂的相互作用，创造出独特的视觉体验。迄今为止，这个过程的算法基础是未知的，存在具有类似功能的无ARTI音响系统官方。然而，在视知觉的其他关键领域，如对象和人脸识别接近人的表现是最近的一类仿生视觉模型的所谓深层神经网络的证明。<sup>1,2</sup>下面我们就介绍一个基于深层神经网络，创建了高感知质量的艺术形象上ARTI音响系统官方。该系统采用神经表征分离和重组任意图像的内容和风格，为创造艺术形象的提供神经算法。此外，在性能优化的阿尔季音响官方神经网络和生物视觉之间的惊人的相似的光，<sup>3-7</sup>我们的工作提供了一个路径着人类如何创造和感知艺术形象的一种算法理解。

这是最强大的图像处理任务的类深层神经网络被称为卷积神经网络。卷积神经网络包括，在一个前馈的方式（图1）分层处理视觉信息的小计算单元层。单元，每个单元层可以理解为图像滤池，其每一个中提取从输入图像某一特征的集合。因此，给定层的输出由所谓的特征映射的：不同的网络连接过滤的输入图像的版本。

当卷积神经网络对目标识别的培训，他们开发，使物体的信息沿着加工层次日益明确的图像的表示。<sup>8</sup>因此，随着网络的处理层次，输入图像被转变成越来越关心实际交涉 *内容* 图像的相比，它的详细的像素值。我们可以通过仅从该层中的特征地图重建图像直接看到每一层包含关于输入图像的信息<sup>9</sup>（图1中，内容重建，请参阅有关如何重构图像）的详细信息的方法。在网络中更高层捕捉高层 *内容* 在对象和它们的输入图像中的布置方面，但不约束重建的确切的像素值。（图1，内容重建D，E）。相反，来自较低层的重建简单地再现原始图像的（图1，内容重建的确切的像素值

A，B，C）。因此，我们指的是功能的反应在作为网络的高层 *内容* 表示。

要获得的一个表示 *样式* 输入图像的，我们使用最初设计来捕捉纹理信息的特征空间。<sup>8</sup>此功能空间是建立在网络的每个层中的滤波器响应的顶部。它包括在所述特征映射的空间范围的不同滤波器响应之间的相关性（详见方法）。通过包括多个层的特征的相关性，我们获得输入图像，其捕获其纹理信息而不是全局布置的固定的，多尺度表示。



图1：卷积神经网络 ( CNN )。作为一组网络连接的在各CNN处理阶段过滤的图像的给定的输入图像被表示。虽然不同的滤波器沿着加工层数量增加时，所述过滤的网络连接的图像的大小是由一些下采样机构（例如MAX-池），从而导致在每网络的层单元的总数量的减少降低。内容重建。我们可以通过从只知道在特定的层中的网络的响应重构所述输入图像可视化在CNN不同处理阶段中的信息。我们从层“CONV1 1”重建输入图像（一个），'CONV2 1'（ b ）中，'conv3 1'（ C ），'CONV4 1'（ d ）和'conv5 1'（ E ）原来VGG-网络。我们第二科幻低层的是重建几乎是完美的（ A , B , C ）。在网络的较高层，在图像的高级别内容被保留详细的像素信息丢失（ d , e ）所示。风格重建。在原有CNN表示的顶部我们建立捕获输入图像的风格的一个新功能的空间。样式表示计算在CNN的不同层中的不同特征之间的相关性。我们从改造建立在CNN层（ “CONV1 1”的不同子集的风格表示输入图像的风格（一个），'CONV1 1' 和 '1 CONV2'（ b ）中，'CONV1 1'，'CONV2 1' 和 '1 conv3'（ C ），

'CONV1 1'，'CONV2 1'，'conv3 1' 和 '1 CONV4'（ d ），'CONV1 1'，'CONV2 1'，'conv3 1'，'CONV4 1' 和 '1\_conv5'（ E ）。这将创建一个上规模不断扩大的一个给定的图像的风格相匹配，而丢弃现场的全局性安排的信息图像。

同样，我们可以通过可视化通过构建一个给定的输入图像的样式匹配表示的图像建立在网络的不同层这些风格特征空间中捕获的信息（图1，式重建）。<sup>10,11</sup>事实上，重建从风格特点产生捕捉色彩和局部结构方面其整体外观与输入图像的纹理化版本。此外，尺寸和从沿分级结构中的输入图像会增加局部图像结构的复杂性，可以通过增加接受音响场的大小和复杂性的功能进行说明的结果。我们把这种多尺度表达为 **风格的代表**。

本文的关键网络nding是在卷积神经网络的内容和风格的表示是分开的。也就是说，我们可以独立操作都表示，以产生新的，有意义的感知图像。为了证实这一发现，我们生成一个混合来自两个不同的源图像内容和风格表示图像。特别是，我们匹配的照片的内容表示描绘T中的“Neckarfront”

ubingen，德国和从技术的不同时期采取了若干熟知的艺术品式表示（图2）。

图像是通过网络连接的合成nding其同时照片的内容表示和相应的艺术作品的风格表示（参见方法的详细信息）相匹配的图像。虽然原始照片的全球性安排被保留，这构成了全球风光的颜色和局部结构由艺术品提供。有效地，这使得在艺术品，使得合成图像的外观酷似艺术作品的风格的照片，即使它示出了相同的内容的照片。

如上文所概述，样式表示是包括神经网络的多个层的多尺度表示。在我们已经在图2中所示的图像，样式表示包括来自整个网络的层次结构的层。款式还可以去网络定义多个由本地

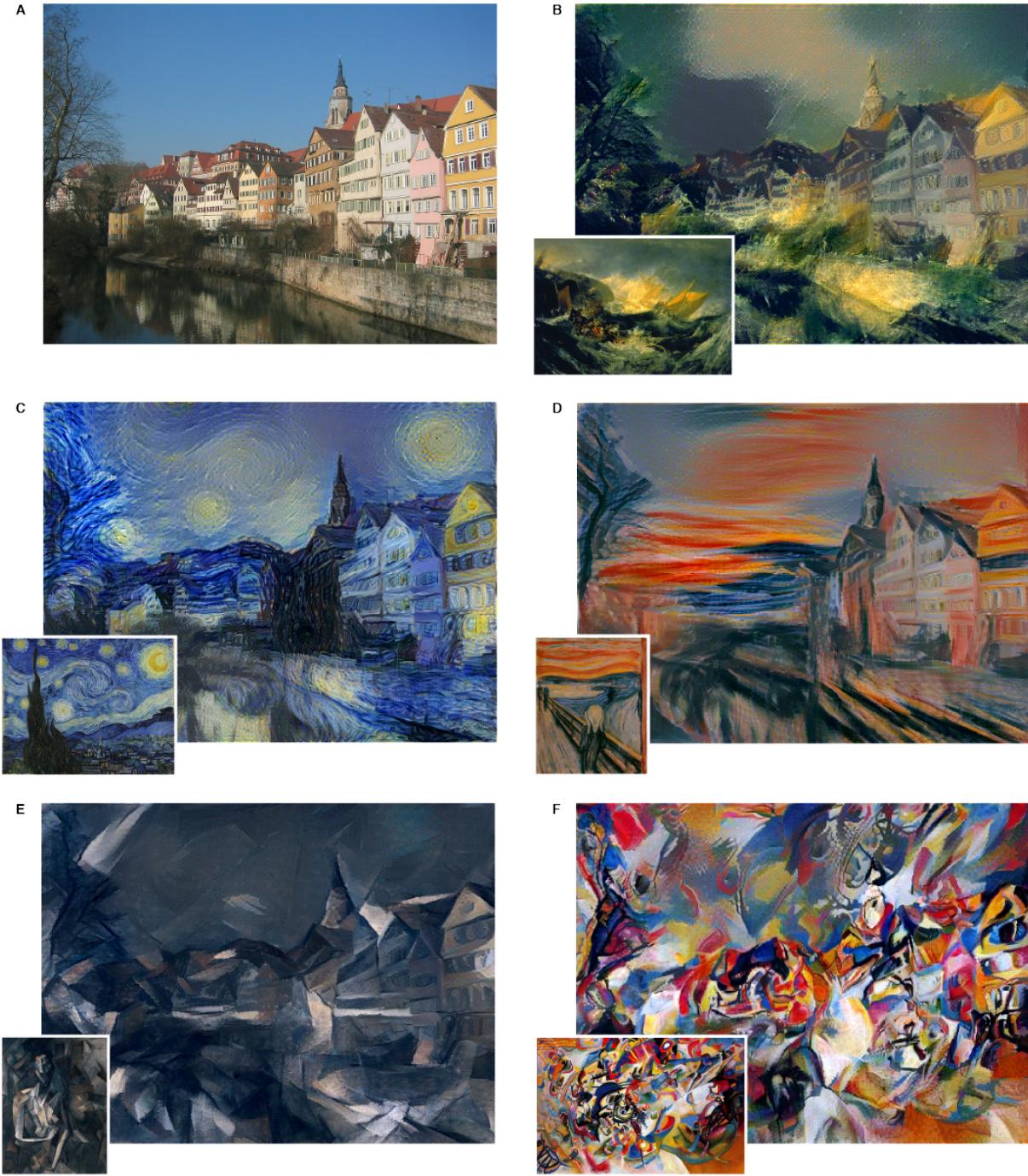


图2：照片的内容与多家知名艺术品风格相结合的图像。这些图像是通过网络连接将其同时照片的内容表示和艺术品的风格表示（参见方法）相匹配的图像创建的。原来的照片描绘T中的Neckarfront

ubingen, 德国，在示出一个（照片：  
安德烈亚斯Praefcke）。该设置用于相应生成的图像样式的画显示在每个面板的左下角。乙 牛头怪的海难由特纳，180  
5。C 星夜文森特·梵高，1889年。d 明镜施赖由爱德华·蒙克，

仅包括小数量的较低层的，从而导致不同的视觉体验（图3，沿着行）。当网络中相匹配的风格表示了更高的层，局部图像结构上越来越大的规模相匹配，从而导致更顺畅，更连续的视觉体验。因此，视觉上最吸引人的图像通常由网络（图3中，最后一行）中向上匹配的样式表示以最高层创建。

当然，图像内容和风格无法完全解开。当合成相结合的一个图像与另一个的风格内容的图像中，通常不存在完美地在同一时间两个约束相匹配的图像。但是，我们图像合成过程中尽量减少损失函数包含的内容和风格两个词分别是很好的分离（见方法）。因此，我们能够顺利地调节在任重建内容或样式的强调（图3，沿着列）。特别强调的风格将导致匹配艺术品的外观，可以有效提供它的纹理化版本的图像，但几乎没有表现出任何照片的内容（图3，第一列）的。当放置高度重视的内容，人们可以清楚地识别出照片，但画的风格不是作为良好匹配的（图3，最后一列）。对于一个特定的 $c$ 对源图像中的一个可以调整内容和风格之间的权衡来创建视觉上吸引人的图像。

这里，我们提出的是实现从样式图像内容的分离的ARTI音响官方神经系统，因此允许重铸一个图像的内容中的任何其它图像的样式。我们通过创建一个任意选定照片的内容结合起来的几个著名的绘画风格新，艺术形象证明这一点。特别是，我们得出的图像从highperforming深层神经网络训练的对象识别的功能响应的内容和风格的神经表征。据我们所知，这是图像特征分离全天然图片来自样式内容的第一个示范。



图3：画的风格详细结果 第七组成通过康定斯基。该行显示匹配的增加CNN层（见方法）的子集的风格表现的结果。我们 FIND 即包括从网络的更高层的风格特点时在规模和复杂性的风格表示增加拍摄的图像局部结构。这可以通过增加接受网络场的大小进行解释，并设有沿着网络的处理层次的复杂性。列显示的内容和风格重建之间不同的相对权重。各列上面的数字表示的比例  $\alpha/\beta$  强调照片的内容和作品的风格（见方法）之间的匹配。

上分离风格内容以前的工作对小得多的复杂性感觉输入，诸如在不同的笔迹字符或在不同的姿势面或小音响gures的图像进行了评价。<sup>12, 13</sup>

在我们演示中，我们呈现了一系列的知名作品的风格给定的照片。这个问题通常是在所谓的非写实渲染计算机视觉的一个分支接近（近期综述见<sup>14</sup>）。从概念上最密切相关的是使用纹理传输，实现艺术风格的传输方式。<sup>15-19</sup>然而，这些先前的方法主要依靠非参数技术直接操纵的图像的像素表示。相比之下，通过培训的对象识别深层神经网络，我们开展特征空间操作，明确表示图像的水平含量高。

从深层神经网络训练的对象识别功能此前已用于风格的认可，以便根据其创建时期的作品进行分类。<sup>20</sup>在那里，CLASSI网络ERS被训练在原始网络激活，我们称之为内容表示的顶部。我们猜想，一个转变成一个固定的特征空间，如我们的风格表现可能实现风格CLASSI网络阳离子甚至更好的性能。

在一般情况下，我们的合成混合了来自不同来源的内容和风格图像的方法，提供了一个新的，有趣的工具来研究的感知和艺术，风格和一般的独立内容的图像外观的神经表示。我们可以设计引入两个独立的，变化的知觉有意义来源新刺激：外观和图像的内容。我们设想，这将是一个广泛的关于视觉感知从以上功能成像心理物理学，甚至神经电生理记录实验研究的有用。事实上，我们的工作提供的神经表征如何能够独立拍摄图像的内容和其所呈现的风格的算法的理解。重要的是，我们的风格代表进行的数学形式

蒸发散生成关于图像外观的表示下至单个神经元电平的清晰，检验的假设。样式简单的表示计算不同类型的网络中神经元之间的相关性。神经元之间的相关性提取是生物合理计算即，例如，由所谓的复合体的细胞中的初级视觉系统（V1）来实现。<sup>21</sup>我们的研究结果表明，在沿腹流不同的处理阶段等进行计算的复杂的细胞将是一种可能的方式来获得视觉输入的外观的独立内容的表示。

总而言之，这是一个真正令人着迷的是神经系统，这是训练来进行的生物视觉的核心计算任务之一，会自动学习图像表示，使图像内容从风格的分离。该解释可能是学习对象识别时，网络已成为不变的，保留对象标识的所有图像变化。这factorise在图像的内容，并在其外观的变化的变化代表处将成为这个任务非常实用。因此，我们有能力从风格，因此我们可以创建和享受的艺术可能是我们的视觉系统的强大功能，推断主要是一个杰出的签名能力的抽象内容。

## 方法

在正文中呈现的结果VGG网络的基础上产生，<sup>22</sup>卷积神经网络相媲美一个共同可视对象识别基准任务的人表现<sup>23</sup>并引入和广泛的描述。<sup>22</sup>我们使用由19层VGNetwo rk的16卷积和5池层提供的特征空间。我们不使用任何的完全连接layers.The模式是公开的，可以在朱古力框架进行探讨。<sup>24</sup>用于图像合成我们发现，通过平均池更换MAX-池操作提高了梯度溢流和一个获得略微更有吸引力的结果，这是为什么中所示的图像用平均池生成。

通常，网络中的每个层德连接定义了一个非直线滤波器银行其复杂与网络中的层的位置而增加。因此给定的输入图像 $\sim X$ 在由滤波器响应于该图像的CNN的每一层进行编码。具有A层，并不同滤池有，并功能将每个尺寸的 中号 $L$ ，哪里 中号 $W$ 是特征图的高度倍的宽度。因此，在一个层的回应 升 可以被存储在一个矩阵  $F \in R^{W \times W \times L}$ ，哪里  $F$  并

$\alpha$ 为激活

的一世 $\beta$ 在位置滤波器  $J$ 在层  $\beta$ 为了形象化，我们执行白噪声图像梯度下降到FINE另一个原始图像的特征相匹配的响应图像，其在层次结构的不同层编码的图像信息（图1，内容重建）。因此，让一

$P$  和 $\sim X$ 是原始图像和所产生的图像和  $P$  和  $F$  其

在层相应的特征表示  $\beta$  然后我们去连接东北两个特征表述的平方误差损失

$$\text{大号}(\sim P, \sim X, L) = \frac{1}{2} \sum_{I, J} ((F_{IJ} - P_{IJ})^2)_{2, \beta} \quad (1)$$

这种损失相对于在层中的激活的衍生物 升 等于

$$\frac{\partial \text{大号}}{\partial F_{IJ}} = \begin{cases} (F_{IJ} - P_{IJ}) & \text{如果 } F_{IJ} \geq 0 \\ 0 & \text{如果 } F_{IJ} < 0. \end{cases} \quad (2)$$

从该梯度相对于所述图像 $\sim X$ 可以使用标准误差反向传播来计算。因此，我们可以改变最初随机图像 $\sim X$ 直到它产生在 CNN的某层相同的响应作为原始图像 $\sim$

页。对FINE量重建

图1是从层的原始VGG的 'CONV1 1' ( a ) 中， 'CONV2 1' ( b ) 中， 'conv3\_1' ( c ) 中， 'CONV4 1' ( d ) 和 'conv5 1' ( E ) 网络。

在网络的每个层中的CNN响应的顶部我们建立了一个样式表示，其计算所述不同滤波器响应，其中该期望被接管的空间延伸的输入图像的之间的相关性。这些功能的相关性是由革兰氏矩阵给出  $G \in R^{W \times W \times L}$ ，哪里  $G_{IJ}$  是矢量化特征地图之间的内积

一世和  $J$  在层  $L$  :

$$G_{LJ} = \sum_k F_{\frac{J}{k} \text{ 知道 } F_{kL}} \quad (3)$$

以产生给定的图像 (图1中, 样式重建) 的样式相匹配的纹理, 我们使用梯度下降从白噪声图像ND科幻另一个原始图像的样式匹配表示图像。这是通过从原始图像和该图像的革兰氏矩阵中产生最小化革兰氏矩阵的项之间的均方距离来完成。因此, 让  $\sim$  一个 和  $\sim X$  是原始图像和所产生的图像和

一个  $\sim$  和  $G$  他们各自的风格描述层  $L$  该层的总损耗的贡献然后

$$\tilde{E}_L = 1 - \frac{\sum_{i,j} (G_{ij} - \tilde{G}_{ij})^2}{4 \tilde{n}_{ij}^2} \quad (4)$$

和总损耗是

$$\sum_{L=0}^{\infty} w^L \tilde{E}_L \quad (5)$$

哪里  $w^L$  是加权每一层的总损耗的贡献因素 (见下文的SPECI音响C值  $w^L$  在我们的结果)。的衍生物  $\tilde{E}$  相对于在第  $L$  层的激活可以通过分析来计算:

$$\frac{\partial \tilde{E}_L}{\partial F_{ij}} = \begin{cases} 1 & ((F_{ij})_T (G_{ij} - \tilde{G}_{ij})) \\ \frac{\tilde{n}_{ij}^2}{\tilde{n}_{ij}^2 + \tilde{n}_{ji}^2} & \text{如果 } F_{ij} \neq 0 \\ 0 & \text{如果 } F_{ij} = 0. \end{cases} \quad (6)$$

的梯度  $\tilde{E}$  相对于在网络中的较低层的激活可以使用标准误差反向传播被容易地计算。的网络连接已经通过匹配上层的样 式表示 'CONV1 1' ( a ) 中, 'CONV1 1' 和 'CONV2 1' ( b ) 中, 'CONV1 1', 'CONV2 1' 和 'conv3 产生在图1样式重建 1' ( c ) 中, 'CONV1 1', 'CONV2 1', 'conv3 1' 和 'CONV4 1' ( d ), 'CONV1 1', 'CONV2 1', 'conv3 1', 'CONV4 1' 和 'conv5 1' ( E )。

要生成用画 (图2) 的混合式的照片的内容的图像中, 我们从内容表示共同减少白噪声图像的距离

在网络中的一个层和画在若干的CNN的层的风格表示的照片。因此，让 $\sim$

$p$  是照片和 $\sim$  一个 是艺术品。损失函数

我们是最小化

$$\text{大号}_{\text{总}}(\sim P, \sim \sim, \sim X) = \alpha \text{ 大号}_{\text{内容}}(\sim P, \sim \sim X) + \beta \text{ 大号}_{\text{风格}}(\sim \sim \sim, \sim X) \quad (7)$$

哪里  $\alpha$  和  $\beta$  是加权因子分别内容和风格重建。对于图2中所示的图像相匹配，我们在层“CONV4 2”内容表示和上层“CONV1 1”，“CONV2 1”，“1 conv3”风格陈述，“CONV4 1”和“1 conv5” ( $w^L =$

1/5 在这些层中， $w^L=0$  在所有其它层 )。比例  $\alpha/\beta$  要么  $1 \times 10^{-3}$  ( 图2 B , C , d ) 或  $1 \times 10^{-4}$  ( 图2 E , F )。图3个示出了结果的内容和风格重建损耗的不同的相对权重 ( 沿着列 ) 和用于匹配仅在层的样式表示“CONV1 1” ( A )，“CONV1 1”和“CONV2 1” ( B )，“CONV1 1'”，‘CONV2 1' 和 'conv3 1' ( C ) 'CONV1 1'，'CONV2 1'，'conv3 1' 和 'CONV4 1' ( d )，'CONV1 1'，'CONV2 1'，'conv3 1'，'CONV4 1' 和 'conv5 1' ( E )。因素  $w^L$  总是等于一个由有源层的数量与非零损失重量除以  $w^L$

致谢 这项工作是由德国国家学术基金会 ( LAG )，伯恩斯坦中心计算神经科学 ( FKZ 01GQ1002 ) 和德国阁下倡议通过中心综合神经科学牛逼资助

ubingen ( EXC307 ) ( MB , ASE , LAG )

## 参考和笔记

1. Krizhevsky, A., Sutskever, I & 韩丁, GE Imagenet CLASSI网络阳离子深卷积神经网络。在 *进展神经信息处理系统*，一〇九七年至1105年 ( 2012年 )。网址 <http://papers.nips.cc/paper/4824-imagenet>。

2. Taigman , Y. , 杨 , M. , Ranzato , M & 狼 , L. Deepface : 关闭将差距缩小到面部VERI网络阳离子人类水平的性能。在 *计算机视觉和模式识别 ( CVPR )* , 2014年IEEE会议 1701至1708年 ( IEEE , 2014 ) 。网址 [HTTP : // ieeexplore.ieee.org/xpls/abs\\_all.jsp?arnumber=6909616](http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=6909616)。
3. 墓UCL U , U. & Gerven少校诉深层神经网络显示在COM的渐变整个腹侧神经表征的复杂性。 *神经科学杂志* 35 , 10005-10014 ( 2015 ) 。网址 <http://www.jneurosci.org/content/35/27/10005>。
4. Yamins , DLK 等。 性能优化的层次模型预测的神经再 sponses在更高的视觉皮层。 *国家科学院院刊* 201403112 ( 2014 ) 。网址 <http://www.pnas.org/content/early/2014/05/08/1403112111>。
5. Cadieu , CF 等。 深层神经网络的竞争对手灵长类IT皮质的表征对于核心可视对象识别。 *公共科学图书馆·生物学* COMPUT 10 , e1003963 ( 2014 ) 。网址 [HTTP : //dx.doi.org/10.1371/journal.pcbi.1003963](http://dx.doi.org/10.1371/journal.pcbi.1003963)。
6. k ummerer , M. , 泰斯 , L. & 贝特格 , M.深凝视我 : 推进显着性预测与训练有素的ImageNet特征映射。在 *ICLR研讨会* ( 2015年 ) 。URL / 媒体/ 出版物/ 1411.1045v4.pdf。
7. Khaligh-Razavi的 , S.-M. & Kriegeskorte , N.深监督 , 但不无监督 , 模型可以解释IT皮层代表。 *公共科学图书馆·生物学* COMPUT 10 , e1003915 ( 2014 ) 。网址 <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pcbi.1003915>。

8. Gatys , LA , 埃克 , AS & 贝特格 , M. 纹理合成和受控代使用卷积神经网络的天然刺激物。 的arXiv : 1505.07376 [C  
S , Q-BIO ( 2015年 ) 。网址 <http://arxiv.org/abs/1505.07376>。 的arXiv : 1505.07376。

9. 马亨德兰 , A. & Vedaldi , 通过反转他们A.理解深的图像表示。 的arXiv : 1412.0035 [CS] ( 2014 ) 。网址 <http://arxiv.org/abs/1412.0035>。  
的arXiv : 1412.0035。

10. 黑格 , DJ 和卑尔根 , JR 金字塔型的纹理分析/合成。 在亲  
计算机图形和交互技术的第22届会议的ceedings , SIGGRAPH '95 , 229-238 ( ACM , 纽约 , NY , USA , 1995 )  
。网址 HTTP :  
[/doi.acm.org/10.1145/218380.218446](http://doi.acm.org/10.1145/218380.218446)。

11. 波蒂利亚 , J. & 西蒙切利 , EP A参数纹理模型基于复小波Coef中音响clients的联合统计。  
国际计算机视觉杂志  
40 , 49-70 ( 2000 ) 。网址 <http://link.springer.com/article/10.1023/A%3A1026553619983>。

12. 特南鲍姆 , JB & 弗里曼 , WT 分离的风格和双线性模型的内容。 Neu-  
拉尔计算 12 , 1247至1283年 ( 2000年 ) 。网址 HTTP : //www.mitpressjournals.org/  
组织 / DOI / ABS / 10.1162 / 089976600300015349。

13. 埃尔加马勒 , 答 : 李 , C.-S. 分离在非线性流形的风格和内容。在  
计算机视觉与模式识别 , 2004年CVPR在2004年IEEE计算机学会会议论文集2004年 , 第一卷。 1 , I-478 ( IEEE ,  
2004 ) 。网址 HTTP : //  
[ieeexplore.ieee.org/xpls/abs\\_all.jsp?arnumber=1315070](http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=1315070)。

14. Kyprianidis , JE , Collomosse , J. , 王 , T & 伊森伯格 , “艺术”的T.状态 : 对于图像和视频艺术程式化技术进行了分  
类。 可视化和计算机

图形，在IEEE交易 19， 866-885 ( 2013 )。网址 HTTP : // ieeexplore.

ieee.org/xpls/abs\_all.jsp?arnumber=6243138。

15. Hertzmann , A. , Jacobs 的 , CE , 奥利弗 , N. , Curless , B. & Salesin , DH 图像类比。在 计算机图形和交互技术的第28届会议的论文集 , 327-340 ( ACM , 2001 )。网址 <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=383295>。

16. Ashikhmin , N. 快速质地传递。 IEEE 计算机图形和应用 23 , 38-43 ( 2003 年 )。

17. Efros , AA & 弗里曼 , WT 图片绗缝用于纹理合成和传输。在 会议  
计算机图形和交互技术的第28届会议的ceedings , 341-346 ( ACM , 2001 )。网址 <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=383296>。

18. 李 , H. , SEO , S. , 柳 , S. & 尹 , K. 定向纹理传递。在 的论文集  
第八届国际研讨会的非真实感动画和渲染 , NPAR '10 , 43-48 ( ACM , 纽约 , NY , USA , 2010 )。网址 <http://doi.acm.org/10.1145/1809939.1809945>。

19. 解 , X. , 田 , F. & 余 , HS 特征指导的纹理合成 ( 服务年限保证金 ) , 用于艺术风格转移。在 在娱乐和艺术上的数字  
互动媒体的第二届国际会议论文集 , DIMEA '07 , 44-49 ( ACM , 纽约 , NY , USA , 2007 )。网址

<http://doi.acm.org/10.1145/1306813.1306830>。

20. 卡拉耶夫 , S. 等。认识的影像风格。 预印本的 arXiv 的 arXiv : 1311.3715 ( 2013 )。网址  
<http://arxiv.org/abs/1311.3715>。

21. 阿德尔森 , EH & 卑尔根 , 用于运动的感知JR时空能量模型。

*JOSA—2* , 284-299 ( 1985 ) 。网址 <http://www.opticsinfobase.org/josaa/fulltext.cfm?URI=josaa-2-2-284>。

22. 西蒙尼扬 , K & Zisserman , 为大规模图像识别A.非常深卷积网络。的arXiv : 1409.1556 [CS] ( 2014 ) 。网址 <http://arxiv.org/abs/1409.1556>。

23. Russakovsky , O. 等。ImageNet大型视觉识别挑战。

的arXiv : 1409.0575 [CS] ( 2014 ) 。网址 <http://arxiv.org/abs/1409.0575>。的arXiv :

24. 佳 , Y. 等。朱古力 : 快速功能嵌入卷积架构。在 论文集

多媒体的ACM国际会议 , 675-678 ( ACM , 2014 ) 。网址 HTTP :  
[//dl.acm.org/citation.cfm?id=2654889](http://dl.acm.org/citation.cfm?id=2654889)。