

基于稀疏表达的图像超分辨率算法

1.概述

2.介绍

3.基于稀疏表达的图像超分辨率

4.总结

摘要：

这篇论文提出了一种实现单图像超分辨率的新方法。

超分辨率是通过[硬件](#)或[软件](#)的方法提高原有图像的[分辨率](#)，通过一系列低分辨率的图像来得到一幅高分辨率的图像过程就是超分辨率重建。

[+](#) [★ 收藏](#) [👍 99](#) [🔗 5](#)

超分辨率

[🔊 播报](#)

[✎ 编辑](#)

[💬 讨论](#)

[📺 上传视频](#)

[✎](#) 本词条缺少概述图，补充相关内容使词条更完整，还能快速升级，赶紧来[编辑](#)吧！

超分辨率是通过[硬件](#)或[软件](#)的方法提高原有图像的[分辨率](#)，通过一系列低分辨率的图像来得到一幅高分辨率的图像过程就是超分辨率重建。

"图像块可以很好的表示为从适当的字典中选择出来的元素的稀疏线性组合"这一概念启发了作者。作者为输入的低分辨率图片的每一个图像块，找到了一个对应的稀疏表达。然后用这个表达的系数来生成高分辨率输出。

[+](#) [★ 收藏](#) [👍 18](#) [🔗 28](#)

稀疏表示

[🔊 播报](#)

[✎ 编辑](#)

[💬 讨论](#)

[📺 上传视频](#)

[📖](#) 本词条由“[科普中国](#)”科学百科词条编写与应用工作项目 审核。

信号稀疏表示是过去近20年来[信号](#)处理界一个非常引人关注的研究领域，众多研究论文和专题研讨会表明了该领域的蓬勃发展。信号稀疏表示的目的就是在给定的超完备字典中用尽可能少的原子来表示信号，可以获得信号更为简洁的表示方式，从而使 we 更容易地获取信号中所蕴含的信息，更方便进一步对信号进行加工处理，如[压缩](#)、[编码](#)等 ^[1]。

研究还表明，稀疏表达还可以正确的在下采样信号中恢复过来。

通过联合训练低分辨率和高分辨率图像块的两个字典，我们可以增强低分辨率和高分辨率图像块的稀疏表达相对于各自字典的相似性。

因此，利用高分辨率图像补丁字典可以对低分辨率图像补丁进行稀疏表示，生成高分辨率图像补丁。

与之前的方法相比，训练学习后的字典对是一种更紧凑的图像块对表示方法，之前的方法只是简单地对大量的图像补丁对进行抽样，大大降低了计算成本。

在这两种情况下，我们的算法生成的高分辨率图像与其他类似的 SR 方法生成的图像相比具有竞争力甚至更高的质量。此外，我们方法的局部稀疏建模自然对噪声具有鲁棒性(健壮性)，因此所提出的算法可以在更统一的框架中处理具有噪声输入的超分辨率。

中文翻译版本：

 基于稀疏表示的图像超分辨率《Image Super-Resolution Via Sparse Representation》· 图像...
图像超分辨率(Image Super Resolution)是指由一幅低分辨率图像或图像序列恢复出高分辨率图像。图像超分辨率...
<http://static.kancloud.cn/digest/imagesuperresolution/137828>

1.概述

1. 本文提出了一种基于稀疏信号表示来实现单幅图像超分辨率重建的新方法。

稀疏表示

播报

编辑

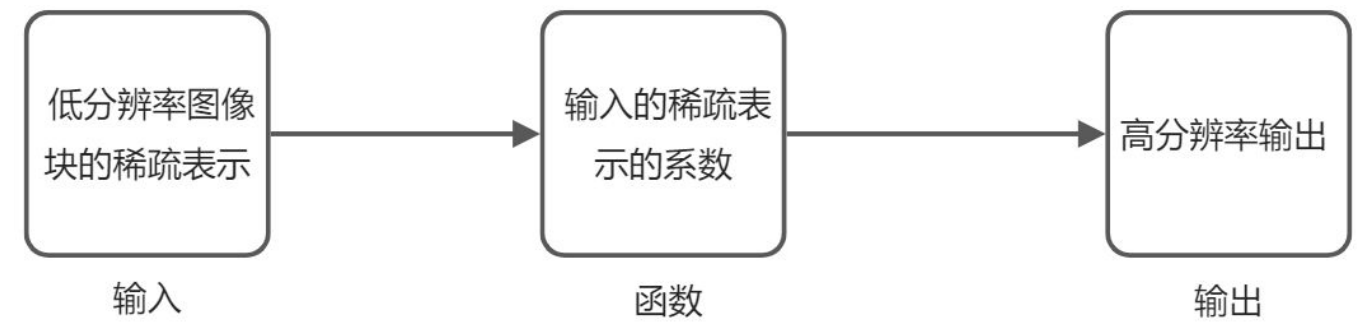
讨论

上传视频

本词条由“科普中国”科学百科词条编写与应用工作项目 审核。

信号稀疏表示是过去近20年来信号处理界一个非常引人注目的研究领域，众多学术论文和专题研讨会表明了该领域的蓬勃发展。信号稀疏表示的目的就是在给定的超完备字典中用尽可能少的原子来表示信号，可以获得信号更为简洁的表示方式，从而使我们更容易地获取信号中所蕴含的信息，更方便进一步对信号进行加工处理，如压缩、编码等^[1]。

2. 作者寻求一种对低分辨率输入图像块的稀疏表示，然后用此稀疏表示的系数来生成高分辨率输出。



3. 一幅图像能够在非常苛刻的条件下由它的一组稀疏表示系数在超完备字典上得到精确重建。这说明只要我们要拿到了图像的一组稀疏表示系数，就可以在超完备字典上重建。



Bihan Wen ✓

新加坡南洋理工大学 助理教授

60 人赞同了该回答

我猜楼主应该指的是Overcomplete dictionary。

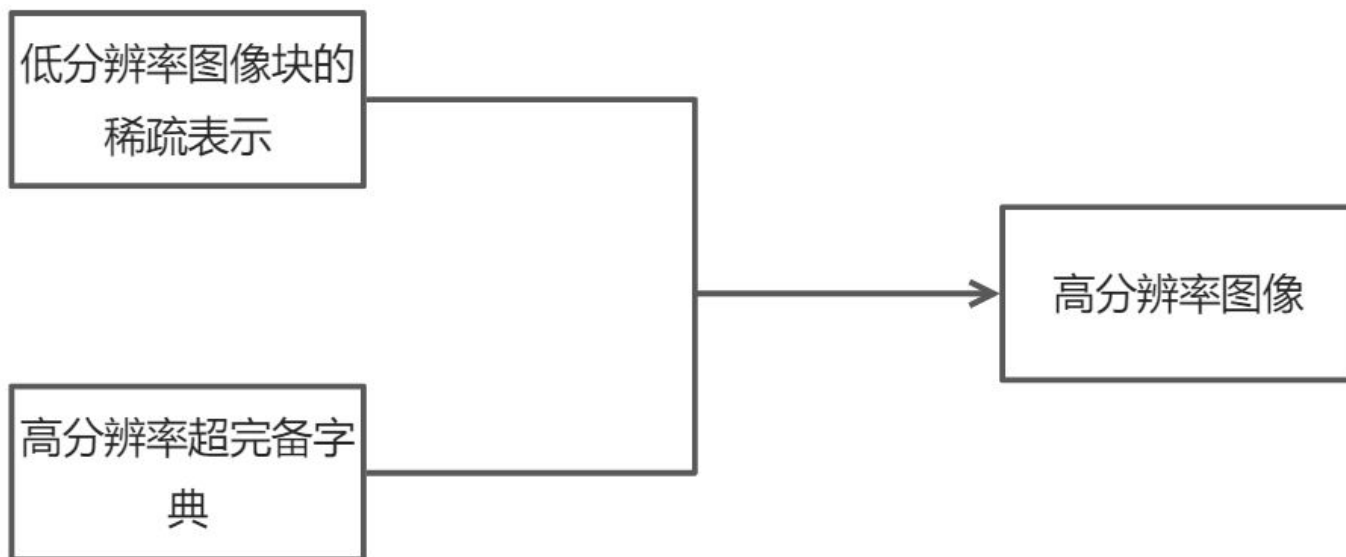
首先，Dictionary是一种sparse representation（稀疏表达？）的模型。比如你的数据是 y ，字典是 D ， $y=Dx$ ，其中 x 是稀疏的。

如果你的 D 是square或者tall matrix（orthogonal除外），字典很可能是underdetermined的。相反的，如果你的 D 是个fat matrix，形象地讲，你拥有多于必要的column来表达这个数据（redundancy）。这样的字典称为Overcomplete dictionary。

这种字典的优势是更有利于表达highly diversified的数据（图像）。

发布于 2013-12-09 14:28

- 通过对低分辨率图像块字典和高分辨率图像块字典的联合训练，我们可以强化低分辨率和高分辨率图像块与之对应真实字典稀疏表示的相似性，从而低分辨率图像块的稀疏表示和高分辨率超完备字典一起作用可以重建出高分辨率图像块，然后由高分辨率图像块连接得到最终完整的高分辨率图像。



基于稀疏表达的超分辨率
算法思想

2.介绍

基于稀疏表达的SR算法的应用

应用就是，用手机或者监控摄像头拍到的图片分辨率可能并不是很高，但是我们用这个算法优化后，却可以得到一个分辨率较高的图像。这个算法还广泛应用于医学成像和卫星成像等领域，因为这俩领域受不了低分辨率的图片。

*超分辨率(SR)图像重建*目前是一个非常活跃的研究领域，因为它可以克服一些低成本成像传感器(如手机或监控摄像头)固有的分辨率限制，从而更好地利用不断增长的高分辨率显示器(如高清液晶显示器)的能力。

1.1 良态 VS 病态问题

病态问题 (ill-conditioned problem) 是指输出结果相对于输入非常敏感的问题，输入数据中哪怕是极少(或者极微妙)的噪声也会导致输出的较大改变(该术语并没有严格的官方定义)。

相反的，对于输入不敏感的问题，我们就称为**良态问题 (well-conditioned problem)**。

那有没有其它的超分辨率算法呢？

然而有的，传统方法是输入同一场景的多张低分辨率图像。这种方法的缺点就是当所需的放大因子变大或者可以用的参数很少时，算法的性能会急剧降低。

还有一种方法是基于机器学习的，通过机器学习找出高分辨率图像与低分辨率图像之间的先验（我这里将先验理解为共同特点）。

★ 收藏 | 0 | 0

先验

🔊 播报

💬 讨论

📺 上传视频

通常意义上理解，同“经验”相对，意为先于**经验**的，但为构成经验所不可或缺的。但此概念涉及对近代西方哲学基本问题的探讨，在不同语境，词义有微妙的区别。

传统方法生成超分辨率图像通常需要输入同一场景的多幅低分辨率图像

当所需的放大因子变大或可用的输入图像数量很少时，这些基于重建的SR算法性能将急剧降低。

本文重点研究了给定低分辨率图像的超分辨率恢复问题。与之前的学习方法类似，此方法也会依赖于输入图像的块。但是不同的是，此方法并没有直接使用从低分辨率与高分辨率图像中采样的图像块，而是

学习了这些块的紧凑表示，从而提前捕捉共同点，进而提高了算法的速度。

这种思想的有力依据是，研究表明高分辨率信号可以由它们低维投影的线性关系重新恢复出来。

设 $D \in \mathbb{R}^{n \times K}$ 是 K 个原子的过完备字典，设信号 $x \in \mathbb{R}^n$ 可以表示为关于 D 的稀疏线性组合。

let $D \in \mathbb{R}^{n \times K}$ be an overcomplete dictionary of K atoms, and suppose a signal $x \in \mathbb{R}^n$ can be represented as a sparse linear combination with respect to D .

在我们的超分辨率环境中， x 是一个高分辨率的图像(patch)，而 y 是它的低分辨率对应部分(或从中提取的特征)。如果字典 D 是过完备的，对于未知系数 α ，方程 $x = D\alpha$ 是欠定的。

In our super-resolution context, x is a high-resolution image (patch), while y is its low-resolution counterpart (or features extracted from it). If the dictionary D is overcomplete, the equation $x = D\alpha$ is underdetermined for the unknown coefficients α .

此外，如果 D 满足适当的近等距条件，那么对于各种矩阵 L ，用 D 表示的高分辨率图像补丁 x 的任何足够稀疏的线性表示都可以(几乎)完美地从低分辨率图像补丁中恢复出来。

Furthermore, if D satisfies an appropriate near-isometry condition, then for a wide variety of matrices L , any sufficiently sparse linear representation of a high-resolution image patch x in terms of the D can be recovered (almost) perfectly from the low-resolution image patch [17], [18].

我们的算法只需要两个紧凑的学习字典，而不是一个大的训练补丁数据库。该算法主要基于线性规划或凸优化。

3. 基于稀疏表达的图像超分辨率

单图像超分辨率问题是：给定一个低分辨率图像 Y ，恢复同一个场景的高分辨率图像 X 。为了解决这一病态问题，本文建立了两个约束条件：1) 重构约束，要求恢复的 X 与图像观察模型的输入 Y 一致；2) 稀疏先验，假设高分辨率的patch可以在适当选择的过完备字典中进行稀疏表示，并且可以从低分辨率的观测中恢复其稀疏表示。1) 重构约束：观察到的低分辨率图像 Y 是高分辨率图像 x 的模糊下采样版本。这里 H 表示模糊滤波器， S 表示下采样算子。超分辨率仍然是非常不适定的，因为对于给定的低分辨率输入 Y ，无限多的高分辨率图像 X 满足上述重构约束。我们通过以下关于 x 的小补丁 x 的先验来进一步正则化问题：2) 稀疏先验：高分辨率图像 x 的补丁 x 可以表示为一个字典 D_h 中的稀疏线性组合，这个字典 D_h 是由从训练图像中采样的高分辨率补丁训练而来。通过表示输入图像 y 的patch y ，相对于与 D_h 共同训练的低分辨率字典 D_l ，将恢复稀疏表示 α 。第三节将讨论字典的训练过程。我们将我们的方法应用于通用图像和人脸图像。对于一

般的图像超分辨率问题，我们将问题分为两个步骤。首先，根据稀疏性先验(3)的建议，我们找到每个局部patch的稀疏表示，考虑到邻居之间的空间兼容性。接下来，利用这个局部稀疏表示的结果，我们使用重构约束(2)进一步正则化和细化整个图像。在这个策略中，从稀疏先验中使用一个局部模型来恢复局部细节丢失的高频。重建的全局模型然后应用约束去除第一步可能的伪影，使图像更加一致和自然。人脸图像与一般图像的不同之处在于，人脸图像具有更规则的结构，因此可以进行重构。在人脸子空间中的约束可以更有效。对于人脸图像的超分辨率，我们将上述两步反向进行，以更好地利用人脸的全局结构作为正则化器。首先找到适合人脸的子空间，利用重构约束条件恢复中等分辨率的人脸图像。然后利用稀疏性先验恢复图像局部细节。

II-A节，讨论通用图像的超分辨率，我们将引入基于稀疏表示的局部模型和基于重构约束的全局模型。

II-B节，讨论如何将全局人脸结构引入到该框架中，以实现更精确和视觉上吸引人的脸部图像超分辨率。

A

来自稀疏表示的局部模型:与前面提到的基于patch的方法类似，我们的算法试图从输入中对每个低分辨率的图像patch推断出高分辨率的图像patch。对于这个局部模型，我们有两个字典 D_h 和 D_l ，训练它们对每个高分辨率和低分辨率的图像补丁对具有相同的稀疏表示。我们减去每个patch的平均像素值，这样字典就代表了图像纹理，而不是绝对强度。在恢复过程中，利用每个高分辨率图像补丁的低分辨率版本预测其平均值。

Algorithm 1 (Super-Resolution via Sparse Representation).

- 1: **Input:** training dictionaries D_h and D_l , a low-resolution image Y .
- 2: **For** each 3×3 patch y of Y , taken starting from the upper-left corner with 1 pixel overlap in each direction,
 - Compute the mean pixel value m of patch y .
 - Solve the optimization problem with \tilde{D} and \tilde{y} defined in (8): $\min_{\alpha} \|\tilde{D}\alpha - \tilde{y}\|_2^2 + \lambda\|\alpha\|_1$.
 - Generate the high-resolution patch $x = D_h\alpha^*$. Put the patch $x + m$ into a high-resolution image X_0 .
- 3: **End**
- 4: Using gradient descent, find the closest image to X_0 which satisfies the reconstruction constraint:

$$X^* = \arg \min_X \|SHX - Y\|_2^2 + c\|X - X_0\|_2^2.$$

- 5: **Output:** super-resolution image X^* .
-

通过图像的稀疏表示来实现超分辨率算法

输入：训练集 D_h 与 D_l ，一个低分辨率的图像 Y

过程：

1. 从 Y 中的左上角开始，每次取 3×3 的一个图像块
2. 计算图像块 y 的像素均值 m

3. 用 $\min_{\alpha} \|\tilde{D}\alpha - \tilde{y}\|_2^2 + \lambda\|\alpha\|_1$ 求解优化问题

4. 生成高分辨率补丁 x 。将patch $x + m$ 放入高分辨率图像 X_0 中。

5. End

利用梯度下降，找到最接近 X_0 且满足重构约束的图像：

$$X^* = \arg \min_X \|SHX - Y\|_2^2 + c\|X - X_0\|_2^2.$$

输出：高分辨率图像 X^*

4.总结

本文提出了一种处理单一图像的新方法：基于稀疏表示的超分辨率从高分辨率和低分辨率联合训练的耦合字典图像补丁对。相邻之间的兼容性补丁在本地和全球范围内执行。实验性的结果证明了稀疏性作为基于补丁的超分辨率先验的有效性，对于通用和人脸图像。然而，最重要的问题之一未来的调查是确定最佳字典就 SR 任务而言，自然图像块的大小。更紧与压缩感知理论的联系可能会产生适当补丁大小的条件，要利用的功能以及训练耦合字典的方法。