

# Robust Image Restoration Based on Adaptive Multiple Columns Generative Model

Yongchao Wang<sup>1</sup>, Xiaohua Li<sup>2</sup>, Lei Zhao<sup>3</sup>

<sup>1,2</sup> Information Center of Zhejiang University, 310027, China

<sup>3</sup> The Department of Computer and Science, Zhejiang University, 310027, China

#<sup>1</sup>Email: ychwang@zju.edu.cn, <sup>2</sup>xiaohua@zju.edu.cn, <sup>3</sup>cszhl@zju.edu.cn

## Abstract

During the process of film post-production, images usually need denoising and completion. And aiming at finishing these two aspects, there emerged a package-based restoration method. This paper proposes an algorithm of image background restoration based on generative model (AMC-RBM). This algorithm is a novel technology, which uses RBM (restricted boltzmann machine) not only to calculate the optimal weights by solving a nonlinear optimization program, but also to train a distributed network to predict the optimal weights. At the time of testing we don't need the concise void categories of noise or completion and care about statistics either. Moreover, we can even show that system is robust enough with regard to voids beyond the training set.

**Keywords:** Generative Model; Image Processing

## 基于适应性多列生长模型的鲁棒图像修复方法

王勇超<sup>1</sup>, 厉晓华<sup>2</sup>, 赵磊<sup>3</sup>

<sup>1,2</sup> 浙江大学信息中心, 浙江省杭州市, 邮编: 310027

<sup>3</sup> 浙江大学计算机学院, 浙江省杭州市, 邮编: 310027

**摘要:** 电影的后期制作中通常需要将图像进行去噪以及对对象进行扣除后的图像进行补全, 针对这种噪音去除以及修复技术已经有基于包的修复方法。本文提出了一种基于生长模型的鲁棒性图像背景修复算法(AMC-RBM), 这是一种新奇的技术, 这种技术不仅使用多 RBM (受限玻尔兹曼机) 通过解决一个非线性优化程序来计算最优的列权值, 还训练一个分布式网络来预测最优的权值。在测试的时候我们不需要明确需要噪音或者补全的空洞的种类, 也不用关心统计数据, 而且对于训练集之外的空洞我们甚至也可以表明系统足够鲁棒。

**关键词:** 生长模型; 图像修复

## 引言

许多都是被设计只针对于某一种噪音或者需要事先设想好损坏噪音的统计学属性。而具有一定面积的空洞作为噪音的特殊类型, 已经有很多学者对这种缺失的图像的补全和修复进行了研究, 主要由基于包的补全算法, 以及基于各种矩阵补全的算法来对图像进行补全和恢复。在这篇论文中, 我们介绍了一种基于生长模型的鲁棒性图像去噪以及修复算法(AMC-RBM), 这是一种新奇的技术, 这种技术不仅使用多 RBM (受限玻尔兹曼机) 通过解决一个非线性优化程序来计算最优的列权值, 还训练一个分布式网络来预测最优的权值。在测试的时候我们不需要明确需要噪音或者补全的空洞的种类, 也不用关心统计数据, 而且对于训练集之外的空洞我们甚至也可以表明系统足够鲁棒。

## 1 算法概述

在这一部分, 我们首先来描述一下 RBM 技术, 然后我们会介绍 AMC-RBM 技术并描述寻找最优列权值

的过程和预测被测试图像的列权值。

### 1.1 受限玻尔兹曼机 (Restricted Boltzmann Machine (RBM))

假设有一个二部图，每一层的节点之间没有链接，一层是可视层，即输入数据层 (v)，一层是隐藏层(h)，如果假设所有的节点都是随机二值变量节点（只能取 0 或者 1 值），同时假设全概率分布  $p(v,h)$  满足 Boltzmann 分布，我们称这个模型是 Restricted Boltzmann Machine (RBM)。

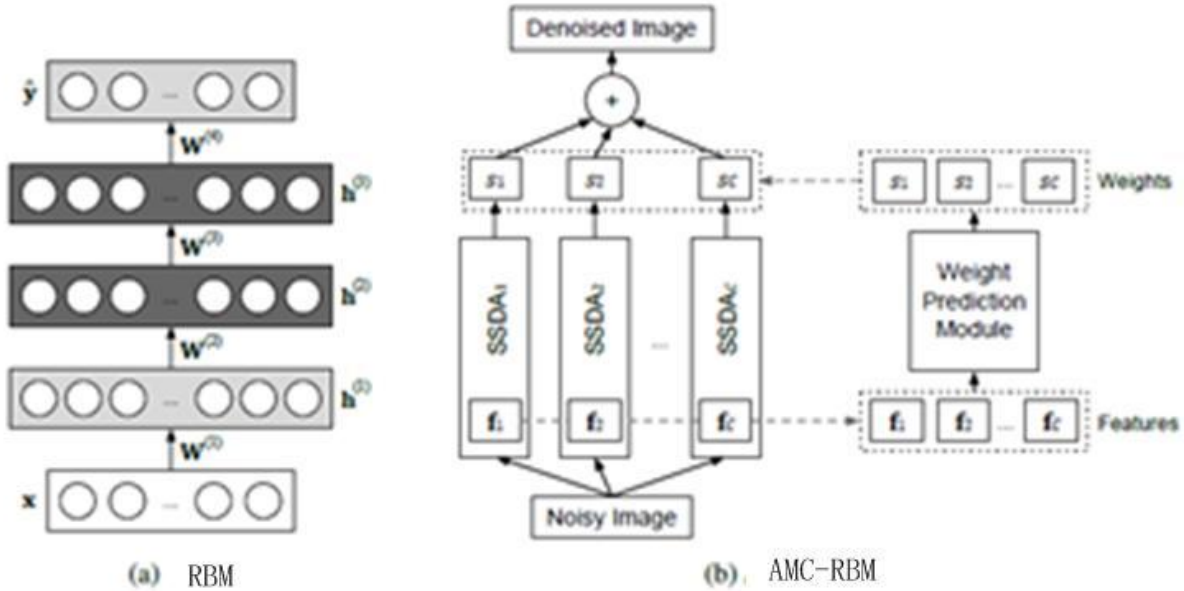


图 1 AMC-RBM 的图解。我们将 RBM 的每一列中的第一层隐藏单元的活动度链接起来从而作为决定 AMC-RBM 中每一列最优权值的权值预测模块的输入特征。

### 1.2 适应性多列 RBM

适应性多列 RBM 是几个 RBMs 的线性组合或者是几列，其中每一列被用来在单一的含有空洞图像上训练，使用最优的权值，这些权值是由每个给定输入图像的特征所决定。利用 RBM 的特征学习的能力，我们将 RBM 的隐藏层活动度所产生的一些特征作为基于神经网络的退化组件的输入，这些退化组件这里是指权值预测模块。正如图 1-b 所指的，这个模块然后使用这些特征来计算最优的权值。这些最优的权值是被用来将一些列输出线性组合为加权平均值。训练 AMC-RBM：AMC-RBM 有三个训练阶段：训练 RBMs，为一系列训练图像确定最优权值，最后训练权值预测模块。RBM 的训练正如 3.1 节所讨论的，为每个 RBM 提供一个训练集合，这些训练集合中的每种空洞都是单一种类的空洞，还为每个 RBM 提供原始的图像版本作为目标集合。对于每个输入  $x \in R^D$ （也就是原始图像  $y$  的噪音版本），每个 RBM 的列  $C$  然后会产生一个输出  $y^{\wedge}_c \in R^D$ （为了避免混乱我们省略了下标  $i$ ）。通过二次规划寻找最优列权值：一旦 RBMs 被训练，为了得到最优的列权值，我们会构建一个新的训练集，这个训练集与从 RBMs 的隐藏层提取的特征相匹配。特别地，对于每个图像，一个向量  $= [f_1; \dots; f_C]$  根据从每个 RBM 的隐藏层提取出来的特征被构建出来，其中  $C$  是列的数量。也就是说，对于 RBM 的列  $c$ ，隐藏层  $h^{(1)}$  和  $h^{(2)}$  的活动度被连成了一个向量  $f_c$ ，然后  $f_1, f_2, \dots, f_C$  被连接起来形成一个完整的特征向量。此外，对于每个图像的每一列的输出被聚集起来组成了一个矩阵  $Y^{\wedge} = [y_1, \dots, y_C] \in R^{D \times C}$ ，其中的每一列成为 RBM 每一列的输出，即  $y^{\wedge}_c$ 。对于一个给定的图像，为了确定它理想的 RBM 列的线性权值，我们进行了如下的非线性最小化（二次规划）：

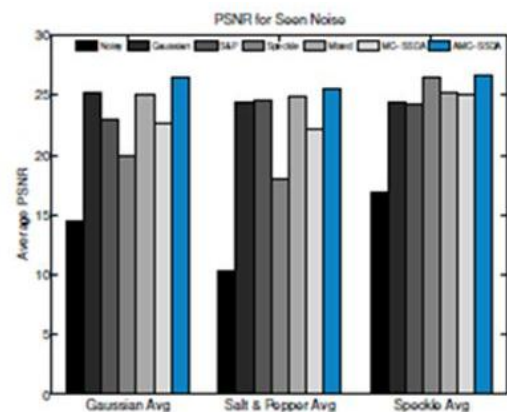
$$\text{minimize} \{s_c\} \frac{1}{2} \|Y^{\wedge} s - y\|^2 \text{ subject to } 0 \leq s_c \leq 1, 1 - \delta \leq \sum_{c=1}^C s_c \leq 1 + \delta \quad \forall c \quad (1)$$

这里,  $s \in R^C$  是对应于每个 RBM 中列  $c$  的权值  $s_c$  的向量, 限制权值在 0 和 1 之间是为了通过减少过度拟合达到更好的权值预测。通过 **RBF 网络学习预测最优列权值**: 最后训练阶段是为了训练权值预测模块。通过使用在 1.2 节中描述的最优权值训练集, 一个径向基函数(RBF)网络被训练用来将特征向量 作为输入并且产生一个权值向量  $s$ 。一个 RBF 网络之所以被选择来进行我们的实验, 是因为它在函数逼近上具有非常知名的性能。然而, 在这个阶段也可以使用其他函数逼近技术。**使用 AMC-RBM 来降噪**: 一旦训练完成, AMC-RBM 即可投入使用。一个噪声图像 (其实就是含有小空洞的图像)  $x$  被用来作为每一列的输入, 这些列一起产生了输出矩阵  $\hat{Y}$ , 输出矩阵  $\hat{Y}$  中的每一列都是 AMC-RBM 的每一个特殊列的输出。特征向量 是由每个 RBM 的隐藏层的活动度而创建的并且被注入到权预测模块中, 全预测模块然后计算列权值  $s^*$ 。最终降噪图像  $\hat{y}$  通过线性组合使用这些权值的列来生成:  $\hat{y} = \hat{Y}s^*$

## 2 实验结果

定量的降噪结果的评估是通过使用峰值的信噪比率(PSNR)来完成的, 这是一个评估降噪性能的标准的方法。

| Noise Type | Noisy Image | Gaussian SSDA | S&P SSDA | Speckle SSDA | Mixed SSDA | MC-SSDA | AMC-RBM      |
|------------|-------------|---------------|----------|--------------|------------|---------|--------------|
| G 1        | 22.10       | 26.64         | 26.69    | 26.84        | 27.15      | 27.37   | <b>29.60</b> |
| G 2        | 13.92       | 25.83         | 23.07    | 19.76        | 25.52      | 23.34   | <b>26.85</b> |
| G 3        | 12.52       | 25.50         | 22.17    | 18.35        | 25.09      | 22.00   | <b>26.10</b> |
| G 4        | 9.30        | 23.11         | 20.17    | 14.88        | 22.72      | 17.97   | <b>23.66</b> |
| SP 1       | 13.50       | 25.86         | 26.26    | 22.27        | 26.32      | 25.84   | <b>27.72</b> |
| SP 2       | 11.76       | 25.40         | 25.77    | 20.07        | 25.77      | 24.54   | <b>26.77</b> |
| SP 3       | 8.75        | 23.95         | 23.96    | 15.88        | 24.32      | 20.42   | <b>24.65</b> |
| SP 4       | 7.50        | 22.46         | 22.20    | 13.86        | 22.95      | 17.76   | <b>23.01</b> |
| S 1        | 19.93       | 26.41         | 26.37    | 28.22        | 26.97      | 27.43   | <b>28.59</b> |
| S 2        | 18.22       | 25.92         | 25.80    | <b>27.75</b> | 26.44      | 26.71   | 27.68        |
| S 3        | 15.35       | 23.54         | 23.36    | <b>25.79</b> | 24.42      | 23.91   | 25.72        |
| S 4        | 14.24       | 21.80         | 21.69    | <b>24.41</b> | 22.93      | 22.20   | 24.35        |
| Avg        | 13.92       | 24.70         | 23.96    | 21.51        | 25.05      | 23.29   | <b>26.23</b> |



(a): 未知噪音的信噪比率, 粗体部分是最优值

(b): 已知噪音的平均信噪比率

图 2 已降噪图像 (被多种已知噪音腐蚀的图像) 的平均信噪比率的值 (G:高斯噪音, S:斑点噪音, SP:盐斑&椒斑噪音)

## 3 结论

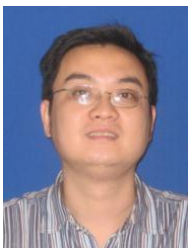
在这篇论文中, 我们提出了适应性多列 RBM, 这是一种结合多个 RBM 通过适应性预测最优列权值的新奇的技术。我们证实了 AMC-RBM 能够很鲁棒的对图像进行降噪, 这些图像包含多种不同噪音, 而且这些噪音在测试的时候我们并不知道噪音的种类。并且 AMC-RBM 在训练集之外的许多噪音上也表现出了比较好的性能。总的来说, AMC-RBM 已经在降噪上很大程度上超越了 RBM。我们对被降噪过的 MNIST 电子资料进行了分类, 结果也是很不错的, 这个结果也支持这样一种假设: 在测试的时候, AMC-RBM 不需要知道噪音的种类。这篇论文被国家 973 计划课题: 文化遗产个性化自适应展示方法 (编号: 2012CB725305) 国家科技支撑计划课题: 电影拍摄全过程网络化实时虚拟交互协同制作关键技术及标准化研究 (编号: 2012BAH70F02) 和环塔里木文化旅游移动服务技术集成 (编号: 2013BAH27F03) 资助。

## REFERENCES

- [1] G. R. Arce. Nonlinear signal processing: A statistical approach. Wiley-Interscience, 2005.
- [2] E. Arias-Castro and D. L. Donoho. Does median filtering truly preserve edges better than linear filtering. The Annals of Statistics, 37(3):1172–1206, 2009.
- [3] D. I. Barnea and H. F. Silverman. A class of algorithms for fast digital image registration. IEEE Transactions on Computers, 100(2):179–186, 1972.8

- [4] Y. Bengio. Learning deep architectures for AI. Foundations and Trends in Machine Learning, 2(1):1–127,2009.
- [5] Y. Bengio, P. Lamblin, D. Popovici, and H. Larochelle. Greedy layer-wise training of deep networks. In NIPS, 2007.
- [6] R. Bourne. Image filters. In Fundamentals of Digital Imaging in Medicine, pages 137–172. Springer London, 2010.
- [7] R. G. Brown and P. Y. Hwang. Introduction to random signals and applied Kalman filtering, volume 1. John Wiley & Sons New York, 1992.
- [8] A. Buades, B. Coll, and J.-M. Morel. A review of image denoising algorithms, with a new one. Multiscale Modeling & Simulation, 4(2):490–530, 2005.
- [9] H. C. Burger, C. J. Schuler, and S. Harmeling. Image denoising: Can plain neural networks compete with BM3D? In CVPR, 2012.
- [10] D. Cireş an, U. Meier, and J. Schmidhuber. Multi-column deep neural networks for image classification. In CVPR, 2012.
- [11] K. Dabov, R. Foi, V. Katkovnik, and K. Egiazarian. Image denoising by sparse 3D transform-domain collaborative filtering. IEEE Transactions on Image Processing, 16(8):2080–2095, 2007.
- [12] L. W. Goldman. Principles of CT: Radiation dose and image quality. Journal of Nuclear Medicine Technology, 35(4):213–225, 2007.
- [13] G. E. Hinton, S. Osindero, and Y.-W. Teh. A fast learning algorithm for deep belief nets. Neural Computation, 18(7):1527–1554, 2006.
- [14] G. E. Hinton and R. Salakhutdinov. Reducing the dimensionality of data with neural networks. Science, 313(5786):504–507, 2006.
- [15] W. Huda. Dose and image quality in CT. Pediatric Radiology, 32(10):709–713, 2002.
- [16] N. C. Institute. The Cancer Imaging Archive. <http://www.cancerimagingarchive.net>, 2013.
- [17] V. Jain and H. S. Seung. Natural image denoising with convolutional networks. In NIPS, 2008.
- [18] Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner. Gradient-based learning applied to document recognition. Proceedings of the IEEE, 86(11):2278–2324, 1998.
- [19] J. F. Luisier, T. Blu, and M. Unser. A new SURE approach to image denoising: Interscale orthonormal wavelet thresholding. IEEE Transactions on Image Processing, 16(3):593–606, 2007.
- [20] J. Mairal, F. Bach, J. Ponce, G. Sapiro, and A. Zisserman. Non-local sparse models for image restoration. In ICCV, 2009.

## 【作者简介】



<sup>1</sup> 作者一王勇超（1975.11.22），男，汉族，硕士，副教授，主要研究图像处理、三维展示、视频压缩等，学习经历 1993 年浙江工业大学信电系本科，1997 年信电系硕士。Email:ychaowang@zju.edu.cn。

<sup>2</sup> 作者--厉晓华（1975.03.09），男，汉

族，硕士，副教授，主要研究图像处理、信息处理等，学习经历：1993 年浙江大学信电系本科，1997 年信电系硕士。Email: xiaohua@zju.edu.cn。

<sup>3</sup> 作者--赵磊（1975.10.15），男，汉族，博士，助理研究员，主要研究图像处理、深度学习、计算机图形学与虚拟现实等。Email: cszhl@zju.edu.cn。