



机器读心术之神经网络与深度学习 第3周

DATAGURU专业数据分析社区

【声明】 本视频和幻灯片为炼数成金网络课程的教学资料，所有资料只能在课程内使用，不得在课程以外范围散播，违者将可能被追究法律和经济责任。

课程详情访问炼数成金培训网站

<http://edu.dataguru.cn>

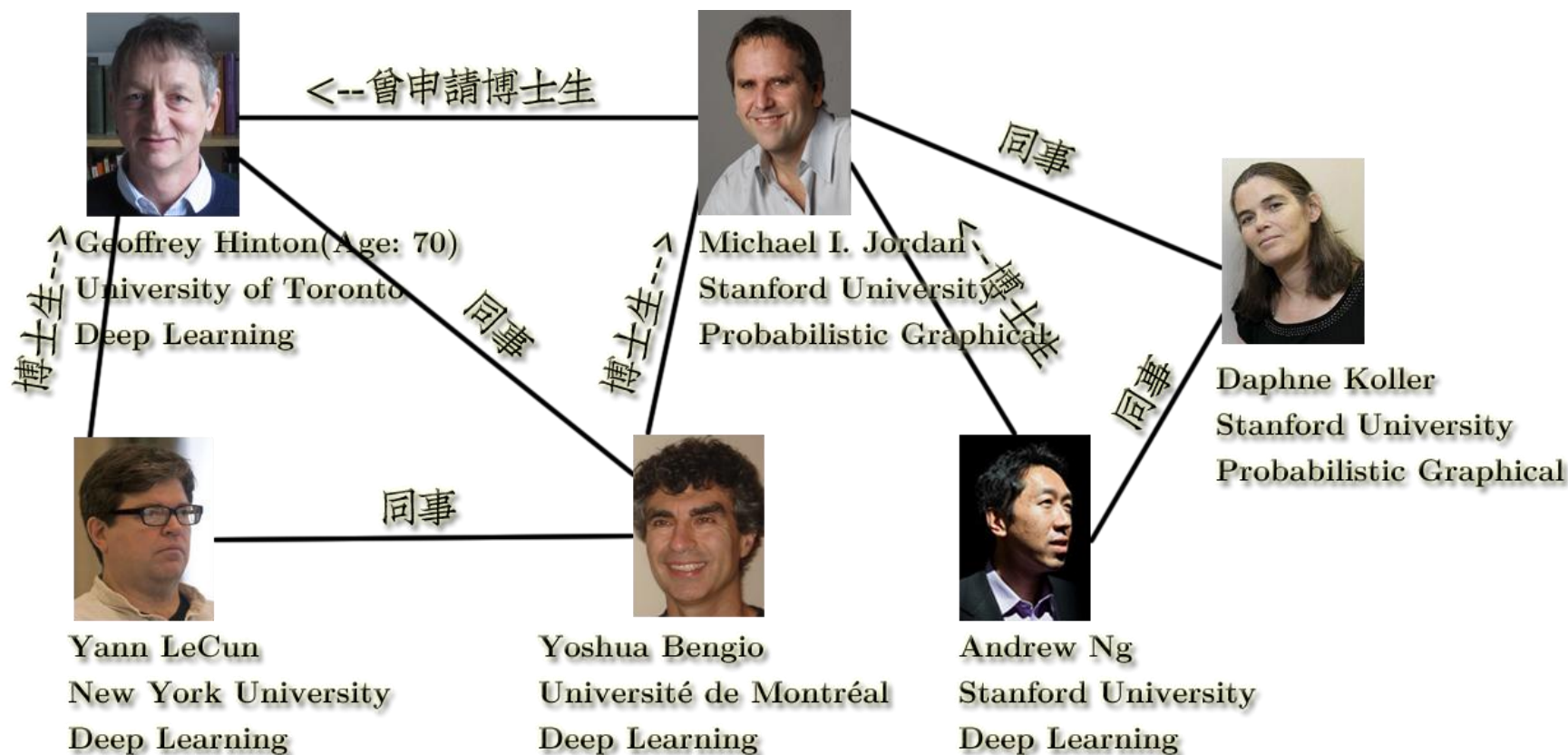
关注炼数成金企业微信



- 提供全面的数据价值资讯，涵盖商业智能与数据分析、大数据、企业信息化、数字化技术等，各种高性价比课程信息，赶紧掏出您的手机关注吧！



人物关系图



- NIPS，神经信息处理系统
- ICML，国际机器学习大会
- ICLR，International Conference on Learning Representations
- ICASSP，国际声学、语音与信号处理会议
- IJCNN，International Joint Conference on Neural Networks
- IJCAI，International Joint Conference on Artificial Intelligence
- CVPR，IEEE国际计算机视觉与模式识别会议
- ICCV，IEEE International Conference on Computer Vision
- ECCV，欧洲计算机视觉国际会议
- AISTATS，International Conference on Artificial Intelligence and Statistics
- 重要的研究组：<http://deeplearning.net/deep-learning-research-groups-and-labs/>

- ImageNet 是一个计算机视觉系统识别项目，是目前世界上图像识别最大的数据库。是美国斯坦福的计算机科学家，模拟人类的识别系统建立的。能够从图片识别物体。
- ImageNet LSVRC图像识别大赛素有国际“计算机视觉奥林匹克”之称。数据集包含大约1000多万张各种图片，被分为1000个分类，参赛者训练分类器，在测试数据上取得最高辨识正确率者为优胜



- Hinton率领的谷歌团队多次夺冠，2015年，微软团队获得多项第一。微软研究团队包括何恺明、张祥雨、任少卿和孙剑四位成员，他们所设计的系统名为“深度残差学习图像识别”，据说该系统会在即将发表的报告中详细介绍。该技术主要因其复杂性著称。神经网络的深度超过了150层。这个框架能减轻极深度网络的优化和收敛。当网络深度在原有基础上大幅度加深时，“深度残差网”的准确性就会显现出来。
- 据传，百度异构计算小组科学家吴韧因在国际计算机视觉挑战赛中存在违规行为，被解除职务。据相关信息显示，在吴恩达下发给相关员工的邮件中，表明吴韧在imageNet国际计算机视觉挑战赛中作弊，百度决定解除吴韧职务，即刻生效。百度美国研究中心贴出关于imageNet挑战赛的调查结果声明。声明中指出，5月17日，国际计算机视觉挑战赛举办者联系到百度异构计算小组，指出他们在近期的数据测试中存在违规行为。进而，百度展开调查。结果显示，小组组长指示初级工程师每周的提交超过两次，违反了imageNet的规定，百度对此类行为表示零容忍。最后，百度声明，已建立新规章，使小组和个人严守标准规定。

ImageNet主页及数据下载

image-net.org/download-imageurls

IMAGENET

14,197,122 images, 21841 synsets indexed

[Explore](#) [Download](#) [Challenges](#) [Publications](#) [CoolStuff](#) [About](#)

Not logged in. [Login](#) | [Signup](#)

ImageNet is an image database organized according to the **WordNet** hierarchy (currently only the nouns), in which each node of the hierarchy is depicted by hundreds and thousands of images. Currently we have an average of over five hundred images per node. We hope ImageNet will become a useful resource for researchers, educators, students and all of you who share our passion for pictures.

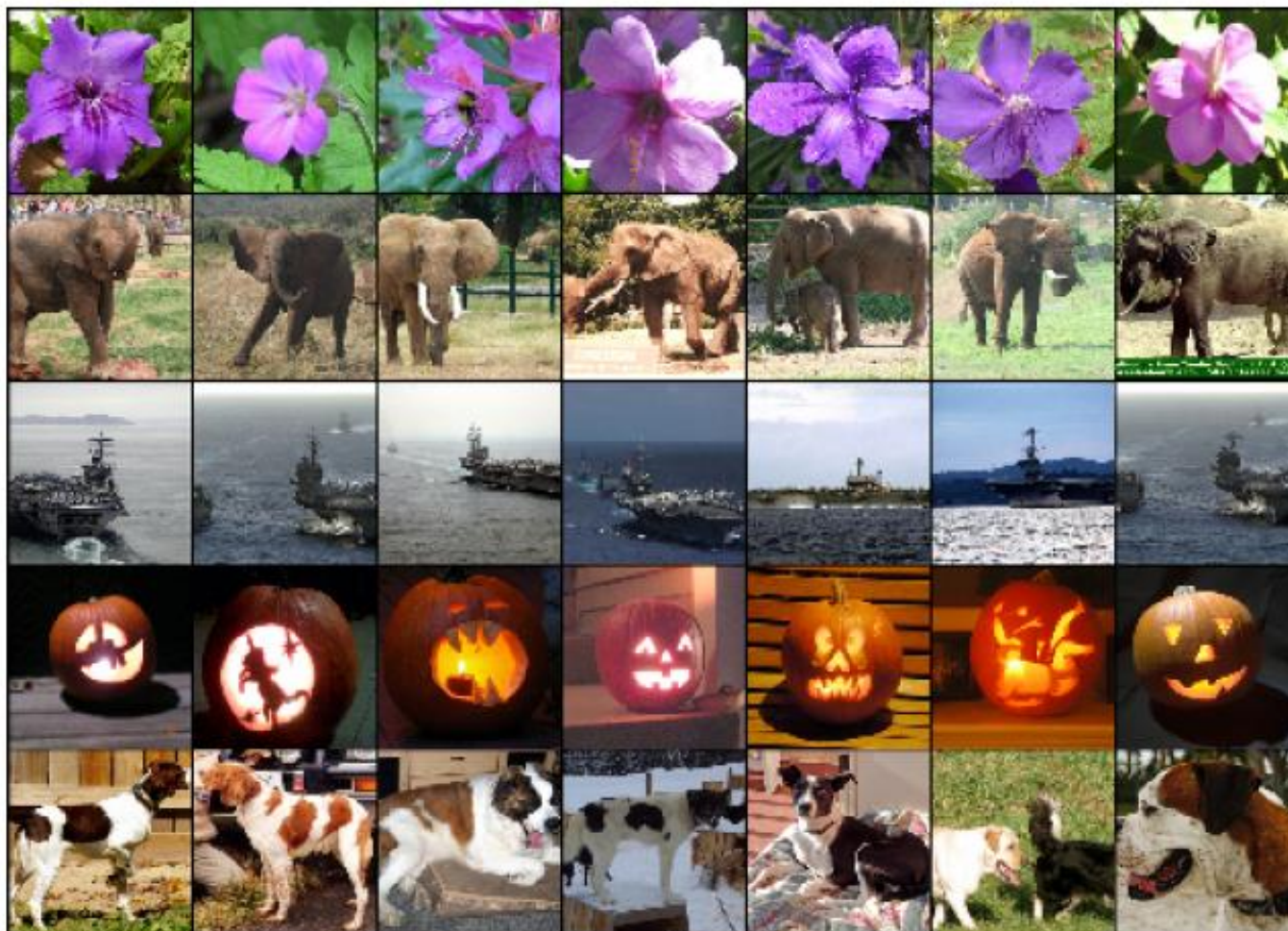
[Click here](#) to learn more about ImageNet, [Click here](#) to join the ImageNet mailing list.



What do these images have in common? *Find out!*

[Check out the ImageNet Challenge 2015](#)

© 2014 Stanford Vision Lab, Stanford University, Princeton University support@image-net.org [Copyright infringement](#)



BP神经网络实现图像压缩。依赖BP网络的非线性映射能力进行数据压缩

- JPEG压缩
- 基于小波变换的图像压缩算法
- 分形压缩编码
- 矢量量化压缩编码

采用BP神经网络对灰度图像进行压缩，在保证较好峰值信噪比（PSNR）的情况下，达到了较高的压缩比。

常见的文件压缩软件如WinZip、WinRAR等采用的是无损压缩，能够完全恢复原文件内容。多媒体信息具有信息量大、冗余信息多的特点，往往采用有损压缩技术。

1.根据大面积着色原理，图像必须在一定面积内存在相同或相似的颜色，对于人眼的观察来说才有意义，否则看到的只是杂乱无章的雪花。因此，图像中相邻像素间存在相似性，这样就产生了图像的预测编码。

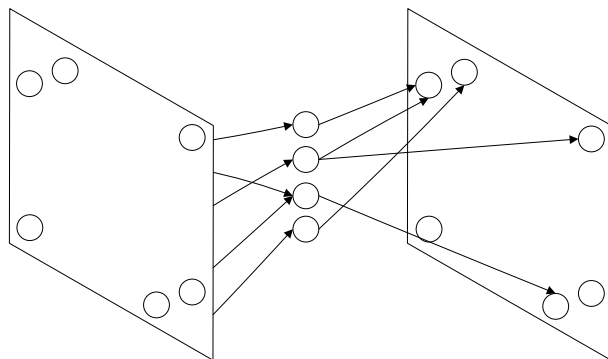
2.由于存在视觉的掩盖效应，因此人眼对于颜色细节往往并不敏感。图像信息上的微小损失往往是无法感知或可以接受的，这样就提供了广阔的压缩空间

3.数据都存在统计上的冗余，如在某一幅描绘海洋的图像中，蓝颜色出现的频率可能远高于红颜色，通过去除统计上的冗余同样可以实现压缩。

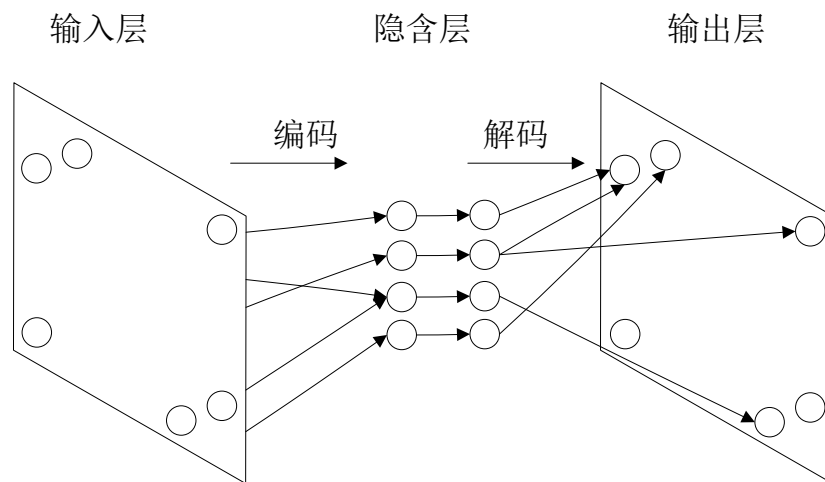
BP神经网络用于压缩：

只采用一个隐含层，因此整体构成了一个三层的网络。

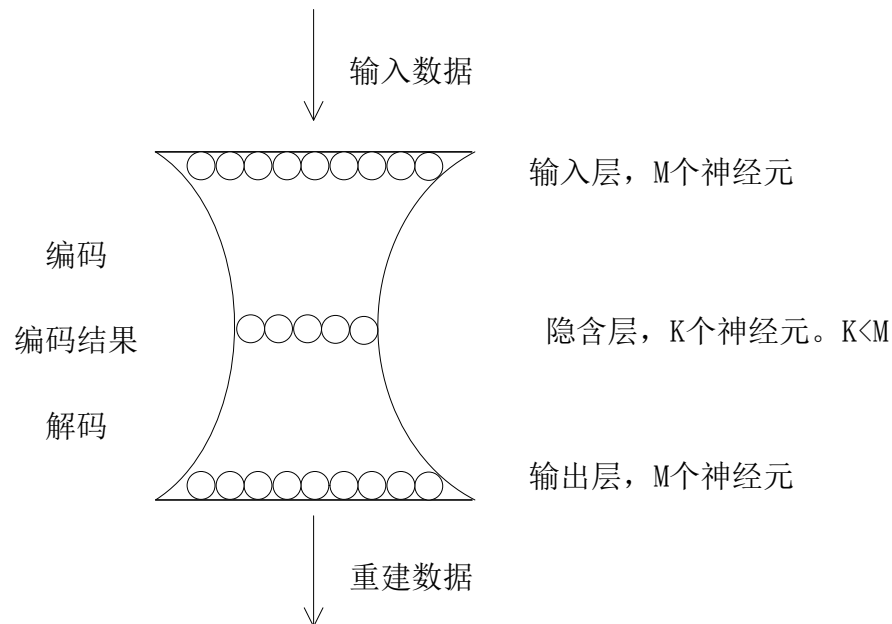
把一组输入模式通过少量的隐含层单元映射到一组输出模式，并使输出模式尽可能等于输入模式。因此，隐含层神经元的值和相应的权值向量可以输出一个与原输入模式相同的向量。当隐含层的神经元个数较少时，就意味着隐含层能用更少的数来表现输入模式，而这，实际上就是压缩。



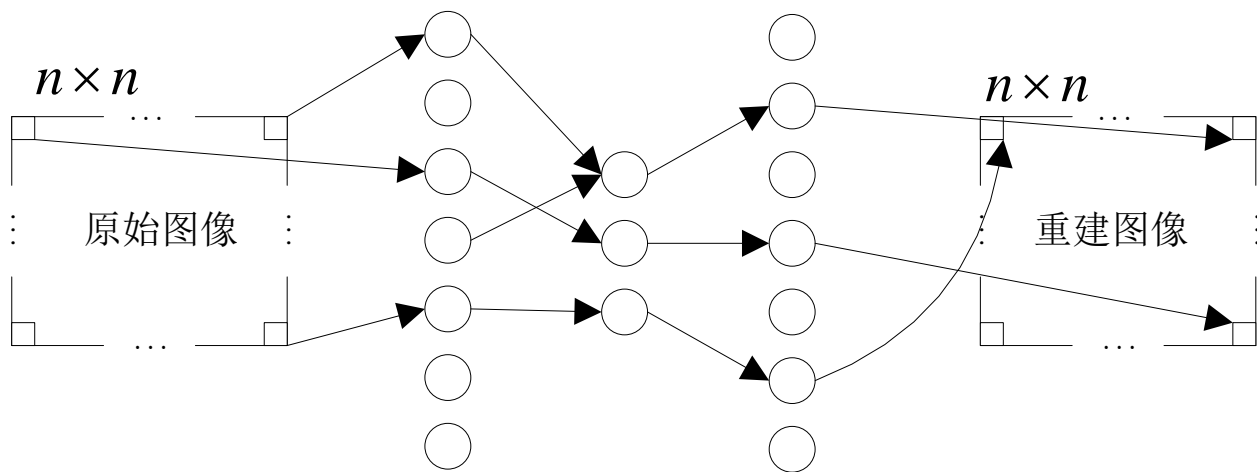
第一层为输入层，中间层为隐含层，网络的映射功能依赖隐含层实现。输入层到隐含层的变换相当于压缩的编码过程；而从隐含层到输出层的变换则相当于解码过程



输入层和输出层均由M个神经元组成，隐含层包含K个神经元。网络对数据进行压缩编码，保存在隐含层，再由隐含层输出到下一层

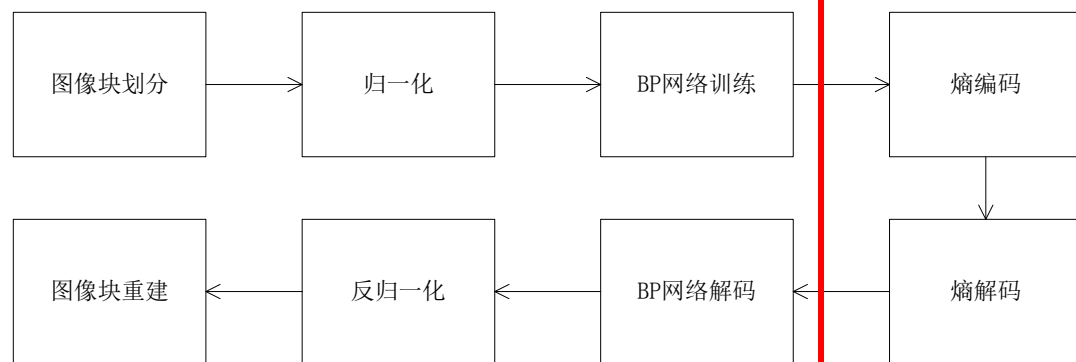
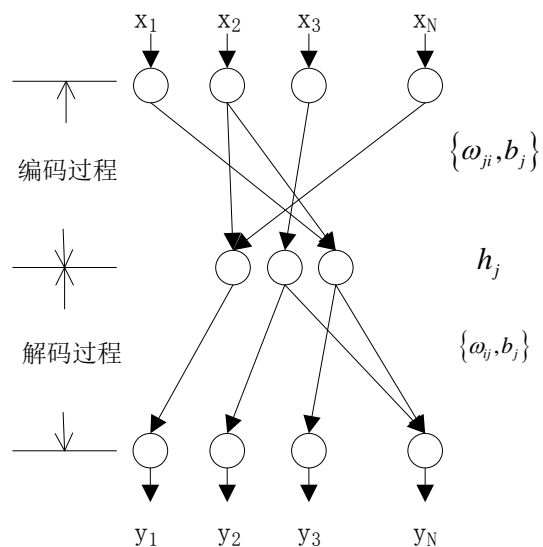


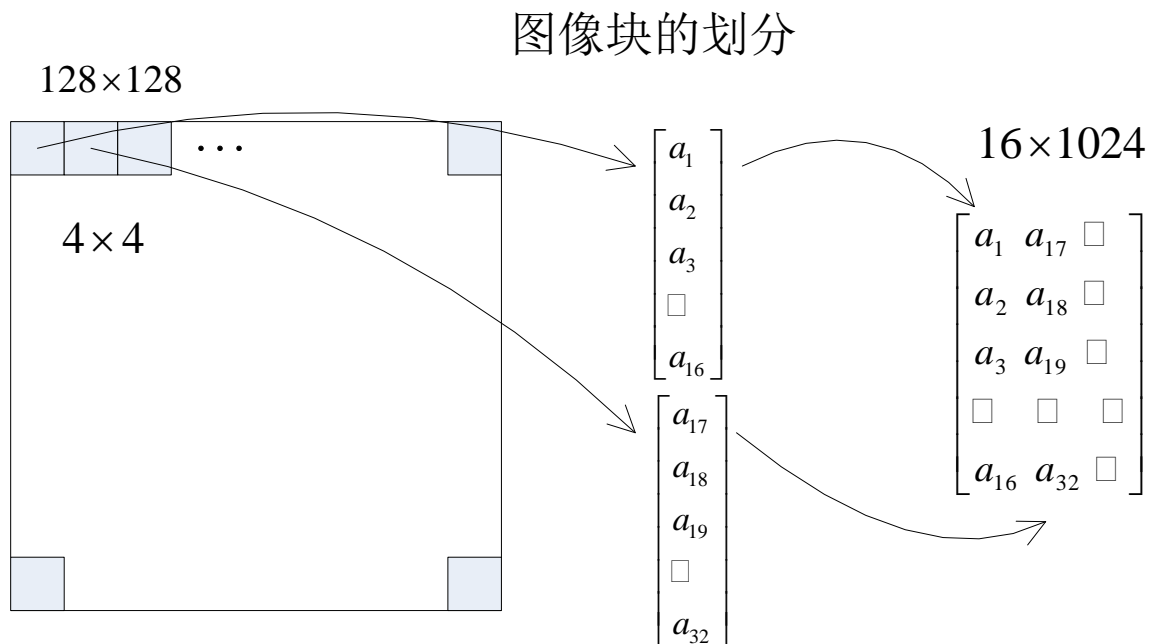
假设输入图像为像素 $N \times N$ 大小，被细分为多个 $n \times n$ 的图像块。如果将图像块中每一个像素点与一个输入或输出神经元相对应



网络随机地抽取图像中各 $n \times n$ 图像块作为学习模式，使用反向传播算法进行学习，通过调整网络中神经元之间的连接权值，使训练集图像的重建误差 $E=f-g$ 的均值达到最小。

BP神经网络实现图像压缩





归一化。神经网络的输入样本一般都需要进行归一化处理，这样更能保证性能的稳定性。归一化可以使用`mapminmax`函数进行，考虑到图像数据的特殊性，像素点灰度值为整数，且处于0-255之间，因此归一化处理统一将数据除以255即可。

采用MATLAB神经网络工具箱的`feedforwardnet`函数创建BP网络，并指定训练算法。为了达到较好效果，采用LM训练法。

保存结果。训练完成后，压缩的结果是每个输入模式对应的隐含层神经元向量的值，以及网络的权值和阈值。使用`save`命令保存为MAT文件

解压。

使用load命令加载数据文件

数据反归一化

重建

图像反归一化

图像块恢复

运行bp_imageCompress.m进行压缩

bp_imageRecon进行解压



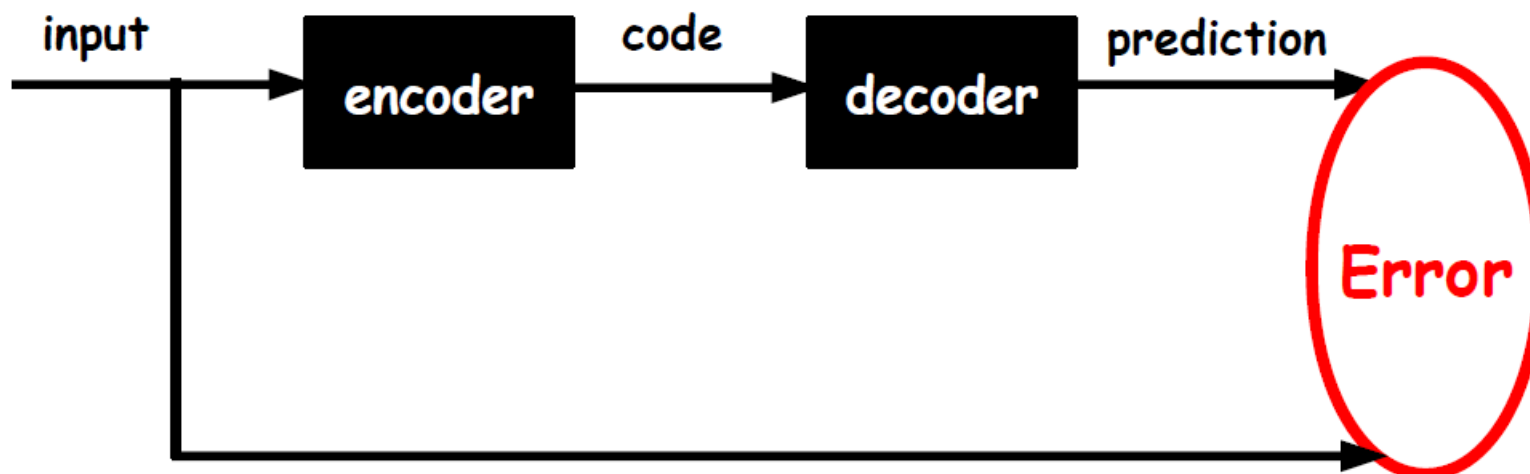
CS294A Lecture notes

Andrew Ng

Sparse autoencoder

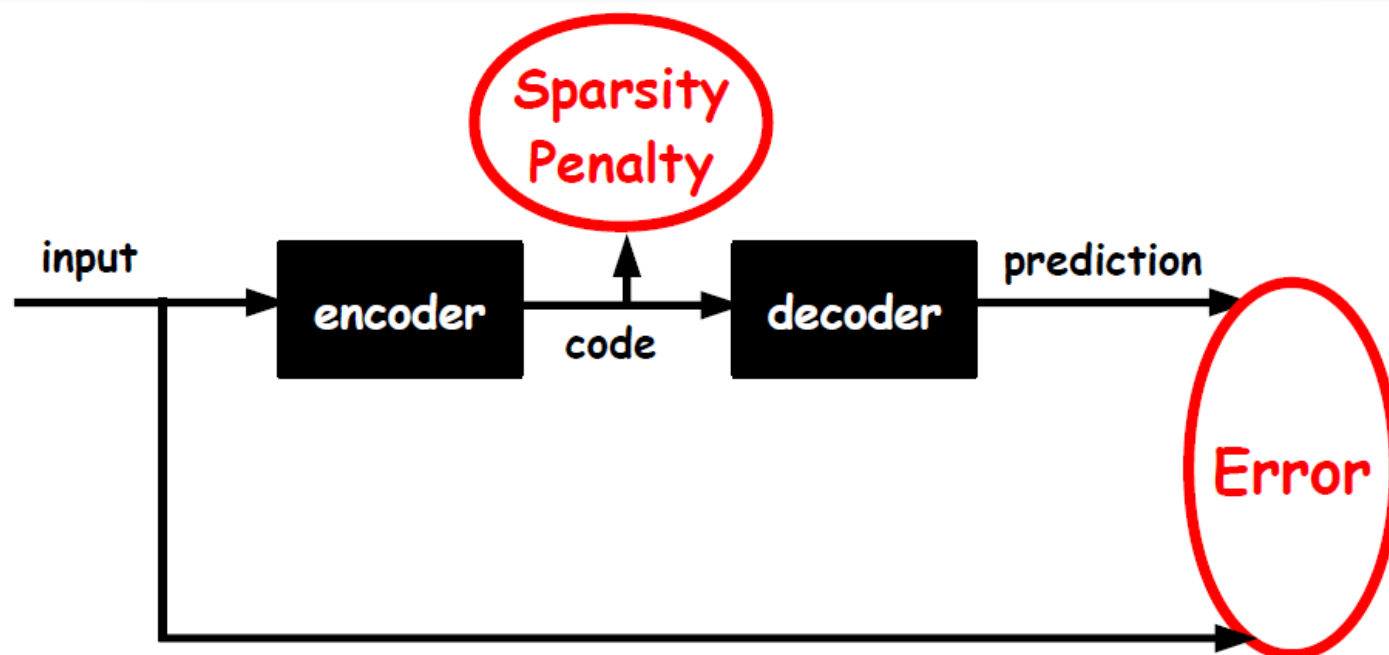
1 Introduction

Supervised learning is one of the most powerful tools of AI, and has led to automatic zip code recognition, speech recognition, self-driving cars, and a continually improving understanding of the human genome. Despite its significant successes, supervised learning today is still severely limited. Specifically, most applications of it still require that we manually specify the input features x given to the algorithm. Once a good feature representation is given, a supervised learning algorithm can do well. But in such domains as computer vision, audio processing, and natural language processing, there're

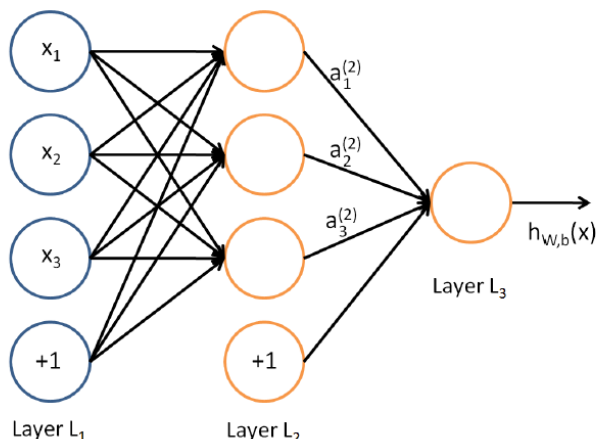


- input higher dimensional than code
- error: $||\text{prediction} - \text{input}||^2$
- training: back-propagation

Sparse autoencoder



- sparsity penalty: $\|code\|_1$
- error: $\|prediction - input\|^2$
- loss: sum of square reconstruction error and sparsity
- training: back-propagation



$$z^{(2)} = W^{(1)}x + b^{(1)}$$

$$a^{(2)} = f(z^{(2)})$$

$$z^{(3)} = W^{(2)}a^{(2)} + b^{(2)}$$

$$h_{W,b}(x) = a^{(3)} = f(z^{(3)})$$

$$a_1^{(2)} = f(W_{11}^{(1)}x_1 + W_{12}^{(1)}x_2 + W_{13}^{(1)}x_3 + b_1^{(1)}) \quad (2)$$

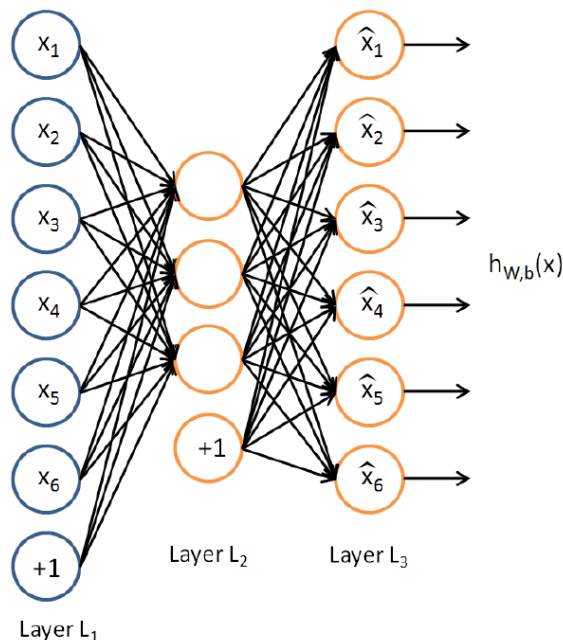
$$a_2^{(2)} = f(W_{21}^{(1)}x_1 + W_{22}^{(1)}x_2 + W_{23}^{(1)}x_3 + b_2^{(1)}) \quad (3)$$

$$a_3^{(2)} = f(W_{31}^{(1)}x_1 + W_{32}^{(1)}x_2 + W_{33}^{(1)}x_3 + b_3^{(1)}) \quad (4)$$

$$h_{W,b}(x) = a_1^{(3)} = f(W_{11}^{(2)}a_1^{(2)} + W_{12}^{(2)}a_2^{(2)} + W_{13}^{(2)}a_3^{(2)} + b_1^{(2)}) \quad (5)$$

$$J(W, b; x, y) = \frac{1}{2} \|h_{W,b}(x) - y\|^2.$$

$$\begin{aligned} J(W, b) &= \left[\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m J(W, b; x^{(i)}, y^{(i)}) \right] + \frac{\lambda}{2} \sum_{l=1}^{n_l-1} \sum_{i=1}^{s_l} \sum_{j=1}^{s_{l+1}} \left(W_{ji}^{(l)} \right)^2 \quad (8) \\ &= \left[\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left(\frac{1}{2} \|h_{W,b}(x^{(i)}) - y^{(i)}\|^2 \right) \right] + \frac{\lambda}{2} \sum_{l=1}^{n_l-1} \sum_{i=1}^{s_l} \sum_{j=1}^{s_{l+1}} \left(W_{ji}^{(l)} \right)^2 \end{aligned}$$

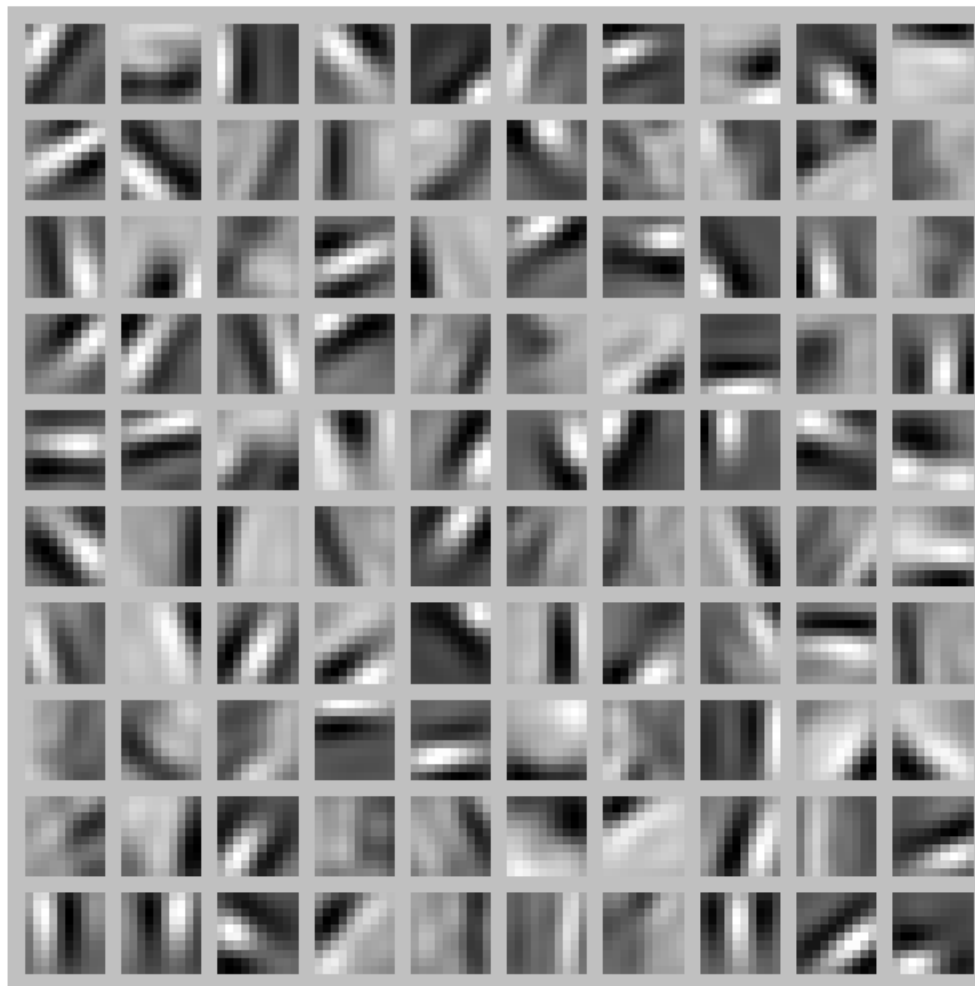


$$\hat{\rho}_j = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left[a_j^{(2)}(x^{(i)}) \right]$$

$$\hat{\rho}_j = \rho,$$

$$J_{\text{sparse}}(W, b) = J(W, b) + \beta \sum_{j=1}^{s_2} \text{KL}(\rho || \hat{\rho}_j),$$

$$\text{KL}(\rho || \hat{\rho}_j) = \sum_{j=1}^{s_2} \rho \log \frac{\rho}{\hat{\rho}_j} + (1 - \rho) \log \frac{1 - \rho}{1 - \hat{\rho}_j}.$$



■ 安装AMORE包。AMORE文档中的一段样例 (p12)

```
library(AMORE)
# P is the input vector
P <- matrix(sample(seq(-1,1,length=1000), 1000, replace=FALSE), ncol=1)
# The network will try to approximate the target  $P^2$ 
target <- P^2
# We create a feedforward network, with two hidden layers.
# The first hidden layer has three neurons and the second has two neurons.
# The hidden layers have got Tansig activation functions and the output layer is Purelin.
net <- newff(n.neurons=c(1,3,2,1), learning.rate.global=1e-2, momentum.global=0.5,
error.criterium="LMS", Stao=NA, hidden.layer="tansig",
output.layer="purelin", method="ADAPTgdwm")
result <- train(net, P, target, error.criterium="LMS", report=TRUE, show.step=100, n.shows=5 )
y <- sim(result$net, P)
plot(P,y, col="blue", pch="+")
points(P,target, col="red", pch="x")
```

- 改造样例代码，解决之前的问题

```
P=cbind(x1,x2,x3)
```

```
target=y
```

```
net <- newff(n.neurons=c(3,1,1), learning.rate.global=1e-2,  
            momentum.global=0.4,
```

```
error.criterium="LMS", Stao=NA, hidden.layer="tansig",
```

```
output.layer="purelin", method="ADAPTgdwm")
```

```
result <- train(net, P, target, error.criterium="LMS", report=TRUE, show.step=100,  
               n.shows=5 )
```

```
z <- sim(result$net, P)
```

```
z
```

```
y
```

```
> result <- train(net, P, target, error.criterion="LMS", report=TRUE, show
index.show: 1 LMS 0.218461167551626
index.show: 2 LMS 0.207110702685202
index.show: 3 LMS 0.195167206269104
index.show: 4 LMS 0.180648885193377
index.show: 5 LMS 0.164384874021575
> z <- sim(result$net, P)
> z
      [,1]
[1,] -0.5975882
[2,]  0.6585419
[3,]  0.6599574
[4,]  1.3632631
[5,] -0.5929691
[6,] -0.5912290
[7,]  0.6637112
[8,] -1.5857499
> y
[1] -1  1  1  1 -1 -1  1 -1
> |
```

Package ‘autoencoder’

July 2, 2015

Type Package

Title Sparse Autoencoder for Automatic Learning of Representative Features from Unlabeled Data

Version 1.1

Date 2015-06-30

Author Eugene Dubossarsky (project leader, chief designer), Yuriy Tyshetskiy (design, implementation, testing)

Maintainer Yuriy Tyshetskiy <yuriy.tyshetskiy@nicta.com.au>

Description Implementation of the sparse autoencoder in R environment, following the notes of Andrew Ng (<http://www.stanford.edu/class/archive/cs/cs294a/cs294a.1104/sparseAutoencoder.pdf>). The features learned by the hidden layer of the autoencoder (through unsupervised learning of unlabeled data) can be used in constructing deep belief neural networks.

License GPL-2

NeedsCompilation no

Repository CRAN

Date/Publication 2015-07-02 09:09:12

R topics documented:

autoencoder-package	2
autoencode	4
autoencoder_Ninput=100_Nhidden=100_rho=1e-2	7
autoencoder_Ninput=100_Nhidden=25_rho=1e-2	8
predict	9
training_matrix_N=5e3_Ninput=100	11
visualize.hidden.units	12

Index

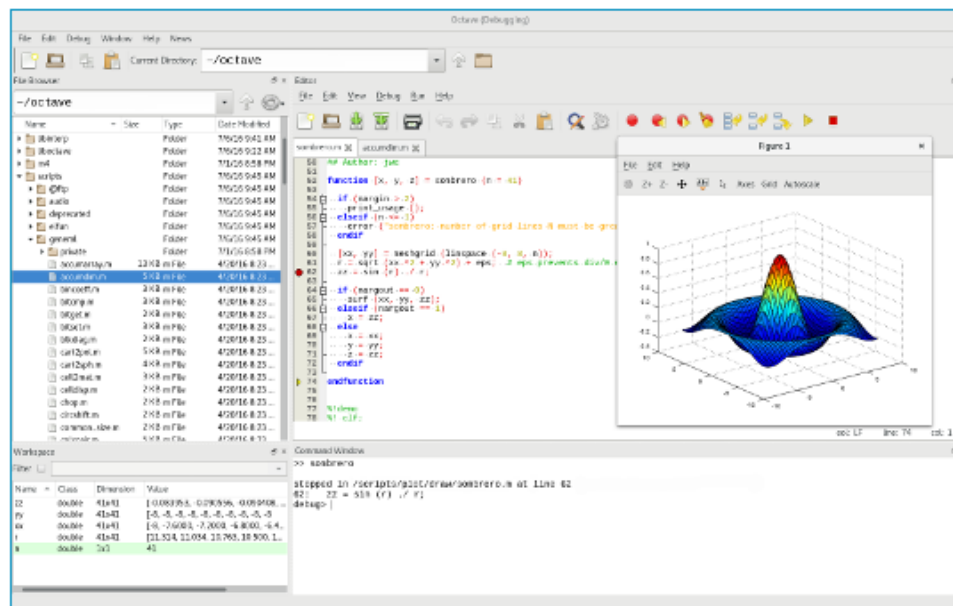
14

Octave

- Octave是一个旨在提供与Matlab语法兼容的开放源代码科学计算及数值分析的工具，是Matlab商业软件的一个强有力的竞争产品。

- <http://www.gnu.org/software/octave/>

GNU Octave



Home

About

Download

Support

Get Involved

Donate

Your donations help to fund continuing maintenance tasks, development of new features and the organization of Octave conferences.

Continue

Following the Continue link will take you to a Free Software Foundation page for payment processing

- 费用方面：Octave是完全免费的（并且是开源的），而Matlab是商业软件，商业版的优势是有非常完善的服务，也可以在MathWorks官方网站上获得很多有价值的资源。
- 占用空间：Octave比较小，安装程序只有几十兆；而Matlab非常庞大，最新版的安装程序大约8G，即使只安装最基本的系统，至少也要几百兆以上。Matlab之所以那么庞大，是因为有大量的面向各种应用领域的工具箱，Octave无法相比的。
- 语法方面：Octave最初便是模仿Matlab而设计，语法基本上一致，严谨编写的代码应同时可在Matlab及Octave运行，但也有很多细节上差别。一些软件开发小组也使用两者兼容的语法，直接开发可以同时Matlab和Octave使用的程序。Matlab程序95%多（不含特殊工具包）的应该可以直接在Octave上运行，因为Octave让人把较大差别报到Bugs上去并相应改进，但Octave中引入了一些其它语法符号，如字符串""，注释#（unix风格）等，所以如果完全按Octave写的程序在Matlab里是会出问题的。
- 绘图方面：Octave的画图后台是强大的Gnuplot，有人认为绝对不会弱于Matlab，而且输出格式要远多于Matlab，公式显示也要强大很多。但有人说Octave绘图速度比Matlab慢。
- 用户界面：Matlab经过那么多年的发展，而且又是商业软件，这方面肯定更胜一筹。以前Octave没有调试程序的GUI，现在据说已经有了，但应该比不上Matlab。

- Dataguru（炼数成金）是专业数据分析网站，提供教育，媒体，内容，社区，出版，数据分析业务等服务。我们的课程采用新兴的互联网教育形式，独创地发展了逆向收费式网络培训课程模式。既继承传统教育重学习氛围，重竞争压力的特点，同时又发挥互联网的威力打破时空限制，把天南地北志同道合的朋友组织在一起交流学习，使到原先孤立的学习个体组合成有组织的探索力量。并且把原先动辄成千上万的学习成本，直线下降至百元范围，造福大众。我们的目标是：低成本传播高价值知识，构架中国第一的网上知识流转阵地。
- 关于逆向收费式网络的详情，请看我们的培训网站 <http://edu.dataguru.cn>



Thanks

FAQ时间