Aprendizado de Características em Profundidade

Alexandre Xavier Falcão e Giovani Chiachia

Instituto de Computação - UNICAMP

afalcao@ic.unicamp.br

Introdução

- Uma das metas principais em inteligência artificial é fazer com que a máquina aprenda a partir de exemplos (imagens, sons, dados) de um dado problema, de modo similar ao dos seres humanos.

Introdução

- Uma das metas principais em inteligência artificial é fazer com que a máquina aprenda a partir de exemplos (imagens, sons, dados) de um dado problema, de modo similar ao dos seres humanos.

- O aprendizado em profundidade busca este objetivo, com técnicas para aprender níveis de **representação e abstração** dos exemplos que sejam próximos dos seus significados.

Introdução

- Uma das metas principais em inteligência artificial é fazer com que a máquina aprenda a partir de exemplos (imagens, sons, dados) de um dado problema, de modo similar ao dos seres humanos.

- O aprendizado em profundidade busca este objetivo, com técnicas para aprender níveis de **representação e abstração** dos exemplos que sejam próximos dos seus significados.

- Esta aula abordará uma dessas técnicas (*convolutional neural networks*) para o aprendizado de características de imagem.

Introdução

Considere uma base de imagens com vários exemplos de cada um de c conceitos diferentes.

Introdução

Considere uma base de imagens com vários exemplos de cada um de c conceitos diferentes.

- O objetivo é associar um **vetor de características** para cada imagem de modo que imagens de um mesmo conceito sejam representadas por vetores **similares** (i.e., próximos no espaço de características).

Introdução

Considere uma base de imagens com vários exemplos de cada um de c conceitos diferentes.

- O objetivo é associar um **vetor de características** para cada imagem de modo que imagens de um mesmo conceito sejam representadas por vetores **similares** (i.e., próximos no espaço de características).

- O problema consiste em aprender os **parâmetros** e **hiperparâmetros** da função de extração dos vetores de características.

Convolutional Neural Networks (CNN)

- São uma variante das redes Multilayer Perceptron (MLP).

Convolutional Neural Networks (CNN)

- São uma variante das redes Multilayer Perceptron (MLP).
- Foram originalmente propostas com inspiração no cortex visual.

Convolutional Neural Networks (CNN)

- São uma variante das redes Multilayer Perceptron (MLP).
- Foram originalmente propostas com inspiração no cortex visual.

- Os neurônios são sensitivos apenas a uma pequena região do espaço de entrada (*receptive field*).

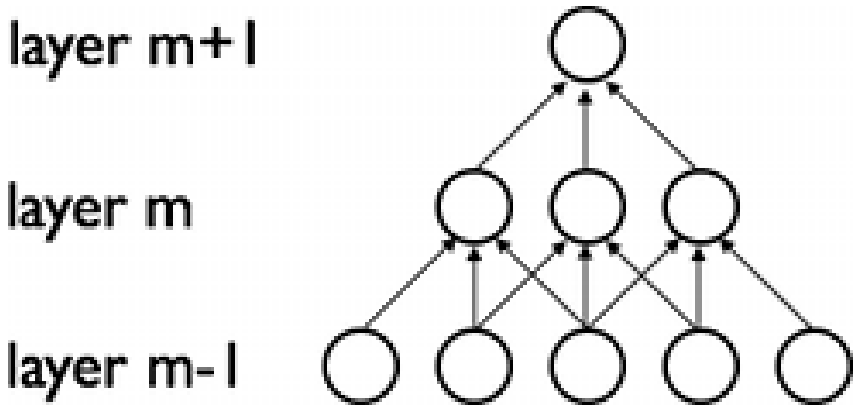


Figura de `http://deeplearning.net/tutorial/lenet.html`

Convolutional Neural Networks (CNN)

- Inicialmente, dois tipos básicos de neurônios:

Convolutional Neural Networks (CNN)

- Inicialmente, dois tipos básicos de neurônios:
  - **Simples**: filtragem por um kernel (filtro) seguida de função de ativação.

Convolutional Neural Networks (CNN)

- Inicialmente, dois tipos básicos de neurônios:
  - **Simples**: filtragem por um kernel (filtro) seguida de função de ativação.
  - **Complexos**: agregação de estímulos de uma dada região de entrada, criando certa invariância com relação a posição exata em que eles ocorreram.

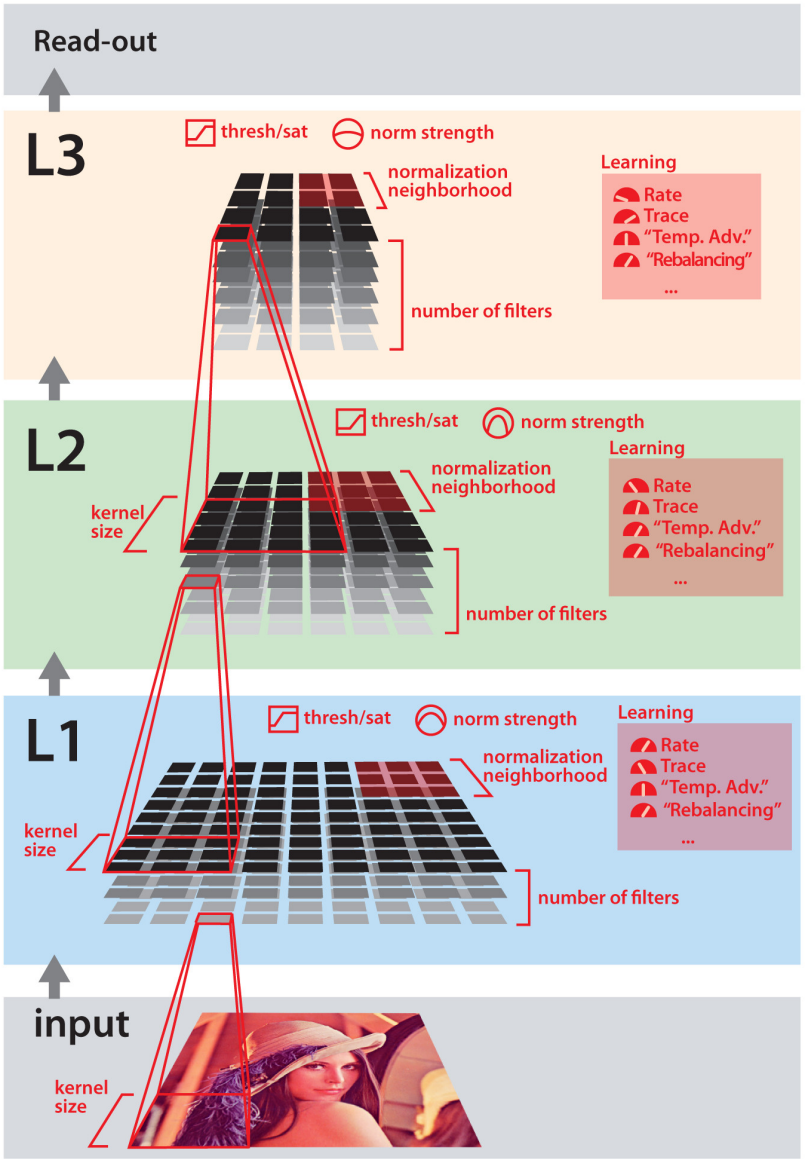
Convolutional Neural Networks (CNN)

- Inicialmente, dois tipos básicos de neurônios:
  - **Simples**: filtragem por um kernel (filtro) seguida de função de ativação.
  - **Complexos**: agregação de estímulos de uma dada região de entrada, criando certa invariância com relação a posição exata em que eles ocorreram.
- Mais recentemente, novas operações, tal como a **normalização divisiva**: inibição local de estímulos similares.

Convolutional Neural Networks (CNN)

- Inicialmente, dois tipos básicos de neurônios:
  - **Simples**: filtragem por um kernel (filtro) seguida de função de ativação.
  - **Complexos**: agregação de estímulos de uma dada região de entrada, criando certa invariância com relação a posição exata em que eles ocorreram.
- Mais recentemente, novas operações, tal como a **normalização divisiva**: inibição local de estímulos similares.
- Imagens naturais => alta correlação local => neurônios replicados de maneira a cobrir todo o espaço de entrada => convolução.

Exemplo de CNN



- Parâmetros: coeficientes dos filtros.
- Hiperparâmetros: todo o resto, *i.e.*,

  + # camadas,
  + *receptive field* dos neurônios,
  + sequência das operações,
  etc.

http://ploscompbiol.org/article/info%3Adoi%2F10.1371%2Fjournal.pcbi.1000579

Convolução com um banco de filtros (neurônios simples)

Os coeficientes de um banco com N filtros $\hat{K}_1, \hat{K}_2, \ldots, \hat{K}_N$ podem ser

- **Aprendidos** de forma **discriminativa** ou **generativa**

Convolução com um banco de filtros (neurônios simples)

Os coeficientes de um banco com N filtros $\hat{K}_1, \hat{K}_2, \ldots, \hat{K}_N$ podem ser

- **Aprendidos** de forma **discriminativa** ou **generativa**
  - **Globalmente**, *e.g.*, *backpropagation*.

Convolução com um banco de filtros (neurônios simples)

Os coeficientes de um banco com N filtros $\hat{K}_1, \hat{K}_2, \ldots, \hat{K}_N$ podem ser

- **Aprendidos** de forma **discriminativa** ou **generativa**
  - **Globalmente**, *e.g.*, *backpropagation*.
  - **Camada por camada**
    - Clusterização: a partir de amostragem aleatória (na camada anterior) cobrindo os c conceitos.
    - Sparse coding, Restricted Boltzmann Machines, etc.

Convolução com um banco de filtros

Os coeficientes de um banco com N filtros $\hat{K}_1, \hat{K}_2, \ldots, \hat{K}_N$ podem ser

- **Gerados aleatoriamente**
  - Tal estratégia pode proporcionar bom desempenho, desde que bem empregada.

Convolução com um banco de filtros

Os coeficientes de um banco com N filtros $\hat{K}_1, \hat{K}_2, \ldots, \hat{K}_N$ podem ser

- **Gerados aleatoriamente**
  - Tal estratégia pode proporcionar bom desempenho, desde que bem empregada.
  - Alguns truques:
    - Filtro com média dos coeficientes igual à zero e com norma unitária (*i.e.*, dentro da *unit sphere*).
    - Boa função de ativação (*e.g.*, *rectified linear*, etc.)

Convolução com um banco de filtros

Os coeficientes de um banco com N filtros $\hat{K}_1, \hat{K}_2, \ldots, \hat{K}_N$ podem ser

- **Gerados aleatoriamente**
  - Tal estratégia pode proporcionar bom desempenho, desde que bem empregada.
  - Alguns truques:
    - Filtro com média dos coeficientes igual à zero e com norma unitária (*i.e.*, dentro da *unit sphere*).
    - Boa função de ativação (*e.g.*, *rectified linear*, etc.)
- É importante que os filtros (kernels) sejam **linearmente independentes**.

Convolução com um banco de filtros

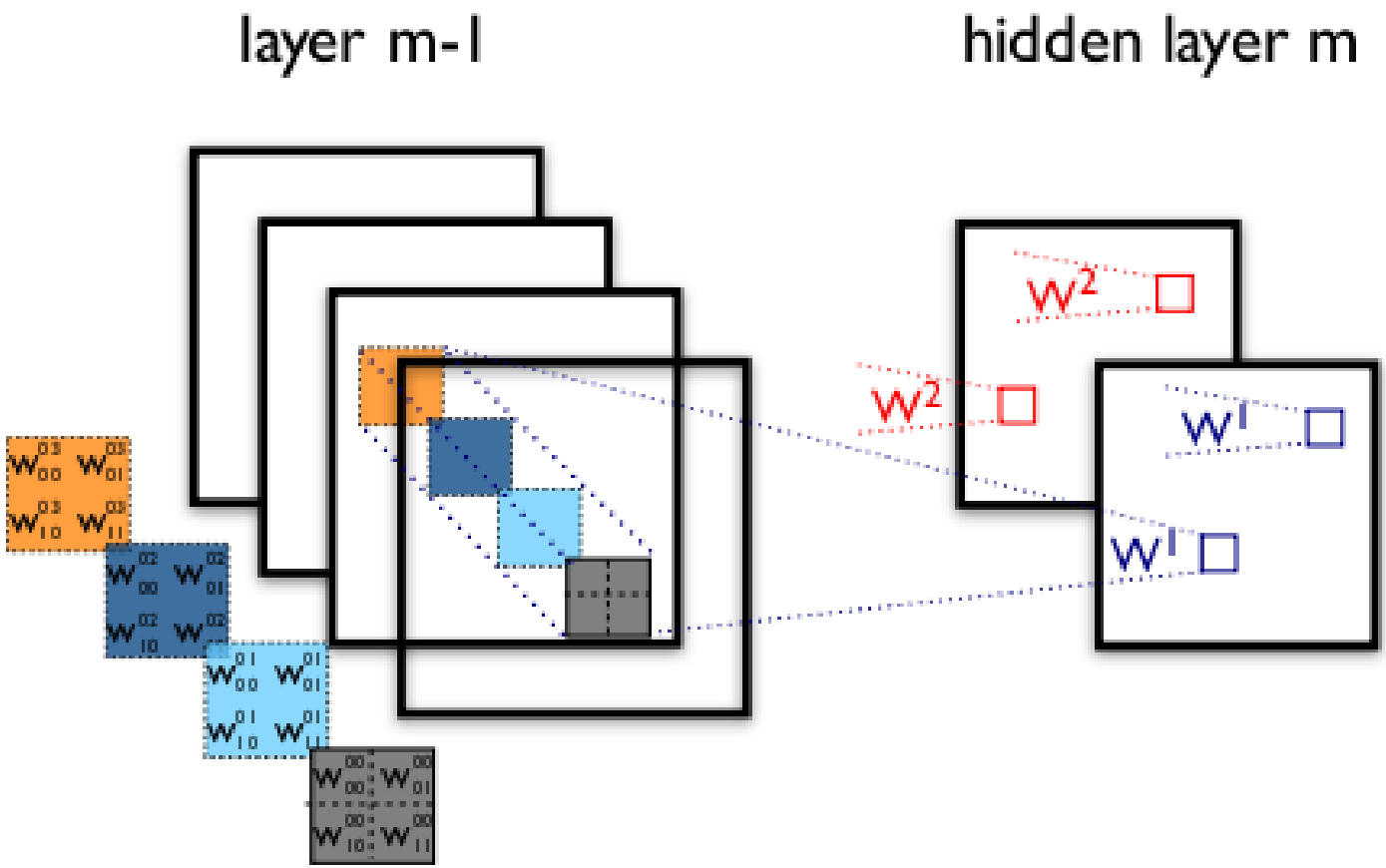
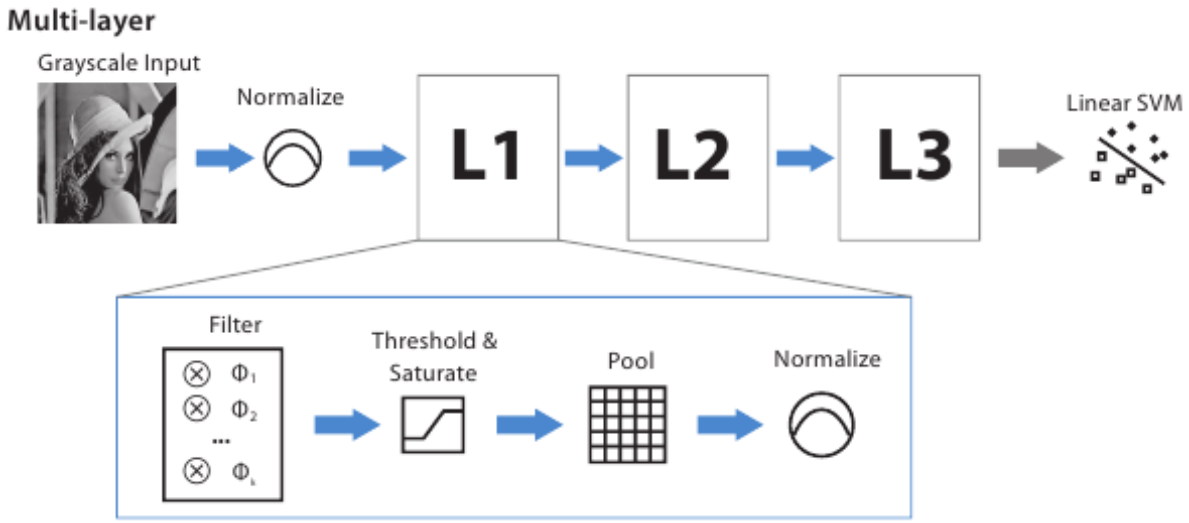


Figura de `http://deeplearning.net/tutorial/lenet.html`

Introdução

A figura abaixo ilustra as operações na arquitetura adotada.



* Figura do artigo de N. Pinto e D. Cox em IEEE Intl. Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition, 2011.
* As operações a seguir são repetidas com parâmetros distintos para cada camada, os quais precisam ser aprendidos.

Convolução com um banco de filtros

- Considerando uma imagem em convolução com m bandas, podemos definir o banco de filtros

$$\hat{K} = (\mathcal{B}, \vec{K}_i), i = 1, 2, \ldots, n,$$

onde n é o número de filtros do banco e $\vec{K}_i = (K_{1,i}, K_{2,i}, \ldots, K_{m,i})$ é um filtro do banco.

Convolução com um banco de filtros

- Considerando uma imagem em convolução com m bandas, podemos definir o banco de filtros

$$\hat{K} = (\mathcal{B}, \vec{K}_i), i = 1, 2, \ldots, n,$$

onde n é o número de filtros do banco e $\vec{K}_i = (K_{1,i}, K_{2,i}, \ldots, K_{m,i})$ é um filtro do banco.

- Para $\hat{J} = \hat{I}' * \hat{K}$,

$$J_i(p) = \sum_{\forall q \in \mathcal{B}} \vec{I}'(q) \cdot \vec{K}_i(p - q)$$

gera a banda i da imagem $\hat{J} = (D_I, \vec{J})$, $\vec{J} = (J_1, J_2, \ldots, J_N)$ e os valores de $J_i(p)$ são ainda submetidos à função de ativação. $\vec{I}'(q)$ são os valores normalizados da imagem, como será explicado ao final do processo.

Relação entre convolução e perceptron

A convolução com cada kernel $\hat{K}_i = (\mathcal{B}, \vec{K}_i)$ tem uma relação com a passagem da informação por um neurônio centrado em cada pixel.

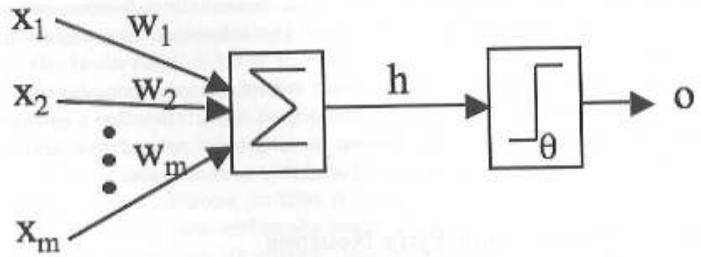
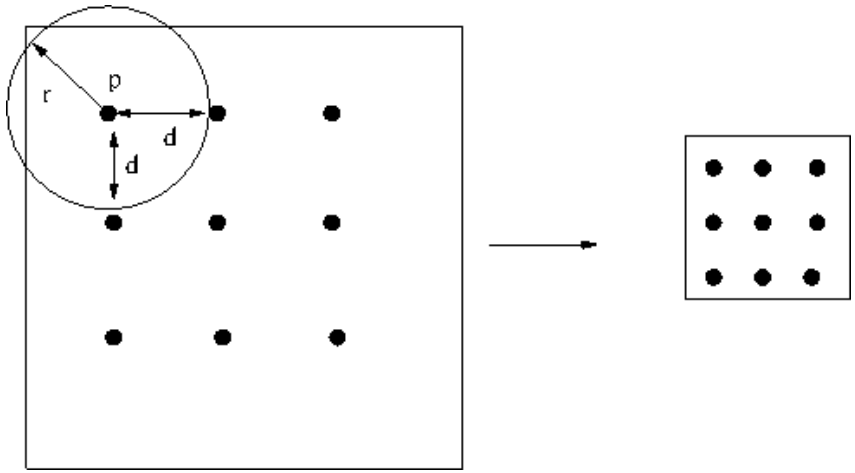


FIGURE 1.6: A picture of McCulloch and Pitt's mathematical model of a neuron. The inputs x_i are multiplied by the weights w_i, and the neurons sum their values. If this sum is greater than the threshold θ then the neuron fires, otherwise it does not.

* Figura do livro Machine Learning: An algorithmic perspective, por Stephen Marsland, 2009.

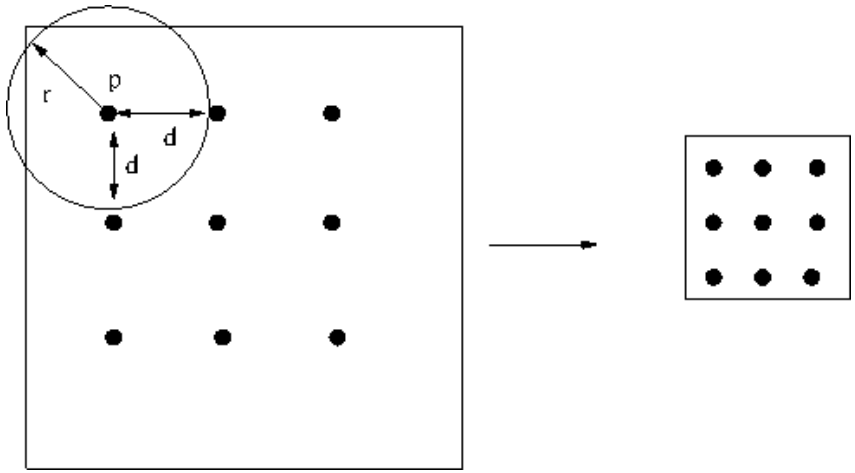
Pooling (neurônios complexos)

Operação de pooling em uma adjacência $\mathcal{C}$ (e.g., circular de raio r), centrada no pixel p e feita a cada d pixels (**stride**).



Pooling (neurônios complexos)

Operação de pooling em uma adjacência $\mathcal{C}$ (e.g., circular de raio r), centrada no pixel p e feita a cada d pixels (**stride**).

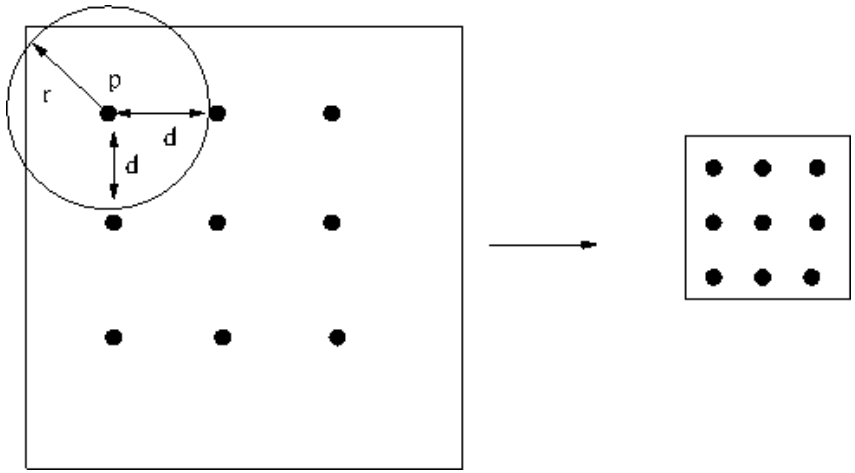


Efeitos:

- Cria certa invariância à translação (na forma apresentada).
- Quando $d > 1$, reduz significativamente a resolução espacial da imagem.

Pooling (neurônios complexos)

Operação de pooling em uma adjacência $\mathcal{C}$ (e.g., circular de raio r), centrada no pixel p e feita a cada d pixels (**stride**).



Efeitos:

- Cria certa invariância à translação (na forma apresentada).
- Quando $d > 1$, reduz significativamente a resolução espacial da imagem.

Determinar o *receptive field* desses neurônios é um problema em aberto.

Pooling

Normalmente $d < r$ e a nova imagem $\hat{I} = (D_I, \vec{I})$ gerada com o *pooling*, tem $\vec{I} = (I_1, I_2, \ldots, I_N)$ e essa operação é normalmente definida por

$$I_i(p) = \sqrt[\alpha]{\sum_{\forall q \in \mathcal{C}(p)} J_i(q)^\alpha},$$

onde $i = 1, 2, \ldots, N$ e α controla a sensitividade da operação, *i.e.*, quanto maior, mais importância será dada ao maior coeficiente de entrada.

Normalização

Seja $\hat{I} = (D_I, \vec{I})$ uma imagem antes da normalização, a operação

$$I'_j(p) = \frac{I_j(p)}{\sqrt{\sum_{j=1}^{m} \sum_{\forall q \in \mathcal{A}(p)} I_j(q) * I_j(q)}},$$

gera a imagem $\hat{I}' = (D_I, \vec{I}')$, onde $j = 1, 2, \ldots, m$ são as bandas da imagem e $\mathcal{A}$ é normalmente quadrada, mas poderia ser circular de raio r (e.g., $r = \sqrt{2}, \sqrt{5}, \ldots$).

Normalização

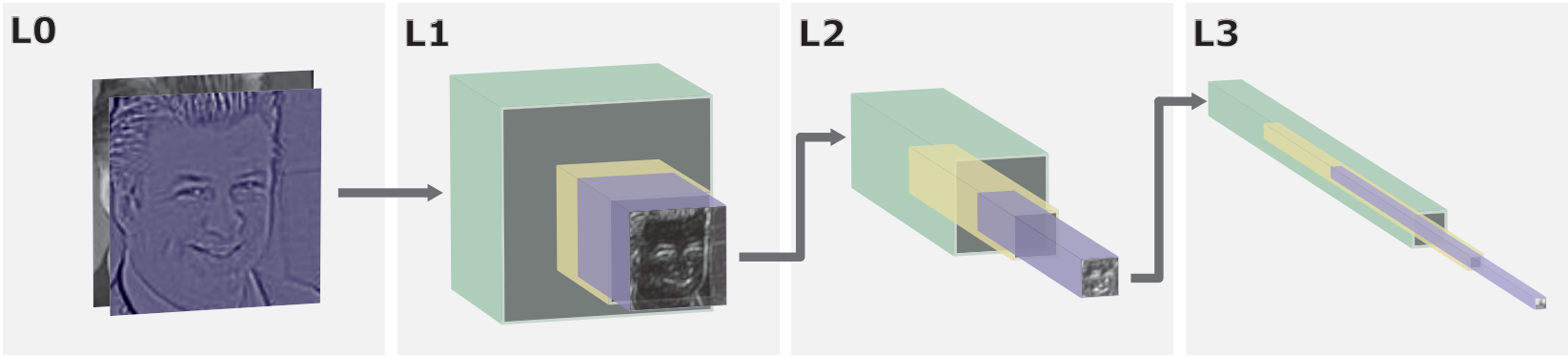
Seja $\hat{I} = (D_I, \vec{I})$ uma imagem antes da normalização, a operação

$$I'_j(p) = \frac{I_j(p)}{\sqrt{\sum_{j=1}^{m} \sum_{\forall q \in \mathcal{A}(p)} I_j(q) * I_j(q)}},$$

gera a imagem $\hat{I}' = (D_I, \vec{I}')$, onde $j = 1, 2, \ldots, m$ são as bandas da imagem e $\mathcal{A}$ é normalmente quadrada, mas poderia ser circular de raio r (e.g., $r = \sqrt{2}, \sqrt{5}, \ldots$).

Quando aplicada diretamente sobre a imagem, essa operação ressalta as regiões de borda (textura).

Ilustração de modelo



* O vetor de atributos concatena os atributos de cada superpixel em L3 da esquerda para direita e de cima para baixo.

Algumas fontes sobre o assunto

- deeplearning.net
- ufldl.stanford.edu/wiki/index.php/UFLDL_Tutorial

Projeto do curso

Para uma dada base de imagens com c conceitos, o projeto do curso este semestre consistirá do aprendizado dos parâmetros da arquitetura vista nesta aula, visando aumentar a curva de precisão x revocação da consulta de imagens baseada em similaridade.