

14620323
DEEP LEARNING



Convolutional Networks



Universitas 17 Agustus 1945 Surabaya

Teknik Informatika

PENGAMPU



Dr. Fajar Astuti Hermawati, S.Kom.,M.Kom.



Elsen Ronando, S.Si.,M.Si



Bagus Hardiansyah, S.Kom.,M.Si



Andrey Kartika Widhy H., S.Kom., M.Kom.



Capaian Pembelajaran

- Sub-CPMK-4: Mampu mengidentifikasi konsep dasar Convolutional Networks dalam deep learning, dan mampu menerapkan pemodelan serta evaluasinya untuk menyelesaikan contoh permasalahan yang diberikan [C3, A3]



Bahan Kajian

- The Convolution Operation
- Motivation
- Pooling
- Convolution and Pooling as an Infinitely Strong Prior
- Variants of the Basic Convolution Function
- Structured Outputs
- Data Types
- Efficient Convolution Algorithms
- Random or Unsupervised Features
- The Neuroscientific Basis for Convolutional Networks
- Convolutional Networks and the History of Deep Learning



Convolutional Networks

- Jaringan convolutional juga dikenal sebagai **convolutional neural network (CNNs)**
- **Khusus untuk data yang memiliki topologi seperti grid**
 - Kisi/grid 1D – data deret waktu
 - Kisi/grid 2D – data gambar



Definisi

- Jaringan konvolusional menggunakan konvolusi menggantikan perkalian matriks umum dalam setidaknya satu lapisan
- Konvolusi jaringan saraf tidak berhubungan dengan konvolusi yang digunakan dalam teknik dan matematika

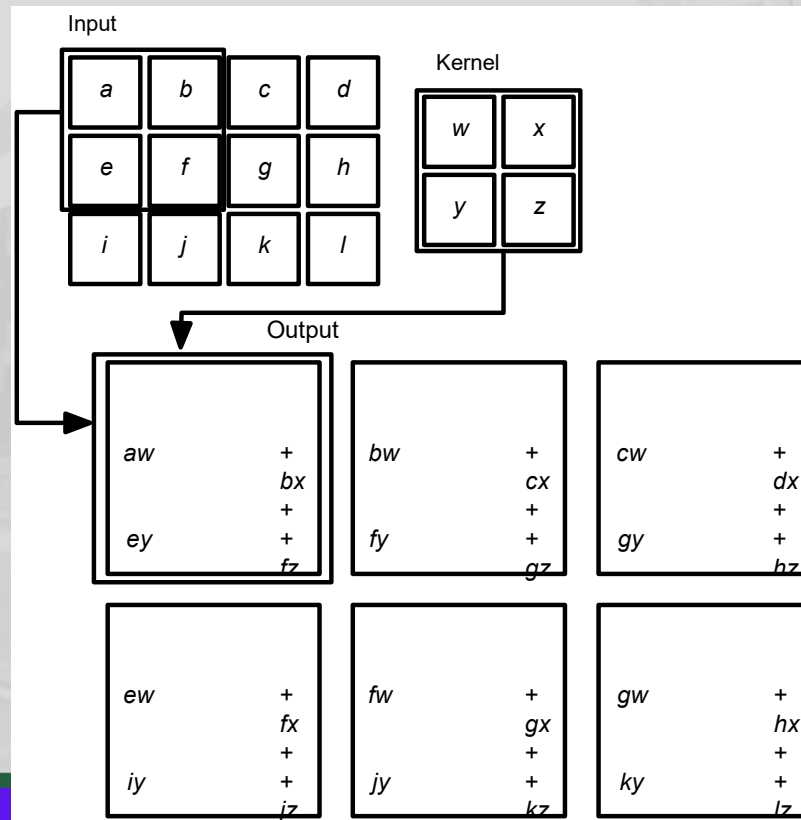


Convolution Operation

- Konvolusi adalah operasi pada dua fungsi
 - Bagian dimulai dengan contoh konvolusi umum
 - Perataan sinyal dalam menemukan pesawat ruang angkasa dengan sensor laser
- Konvolusi CNN (bukan konvolusi umum)
 - Fungsi pertama adalah input jaringan x , kedua adalah kernel w
 - **Tensor** mengacu pada array multidimensi
 - Misalnya, input data dan array parameter, jadi TensorFlow
 - Kernel konvolusi biasanya berupa matriks jarang berbeda dengan matriks bobot yang terhubung penuh (fully-connected) biasanya



2D Convolution



Motivation

- Konvolusi memanfaatkan tiga ide penting yang membantu meningkatkan sistem pembelajaran mesin
 - Interaksi jarang (Sparse interactions)
 - Pembagian parameter
 - Representasi ekuivalen



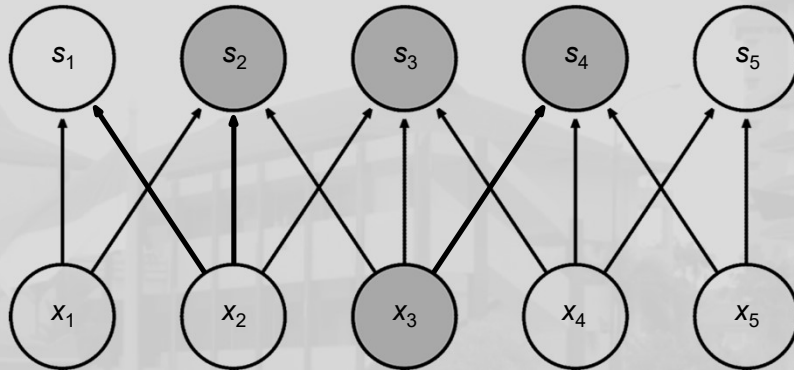
Sparse Interactions

- Jaringan tradisional yang terhubung sepenuhnya
 - m masukan dalam satu lapisan dan n keluaran pada lapisan berikutnya
 - membutuhkan waktu proses $O(m \times n)$ (per contoh)
- Interaksi jarang (*Sparse Interactions*)
 - Juga disebut konektivitas jarang atau bobot jarang
 - Dilakukan dengan membuat kernel lebih kecil dari input
 - $k \ll m$ membutuhkan waktu proses $O(k \times n)$ (per contoh)
 - k biasanya beberapa kali lipat lebih kecil dari m



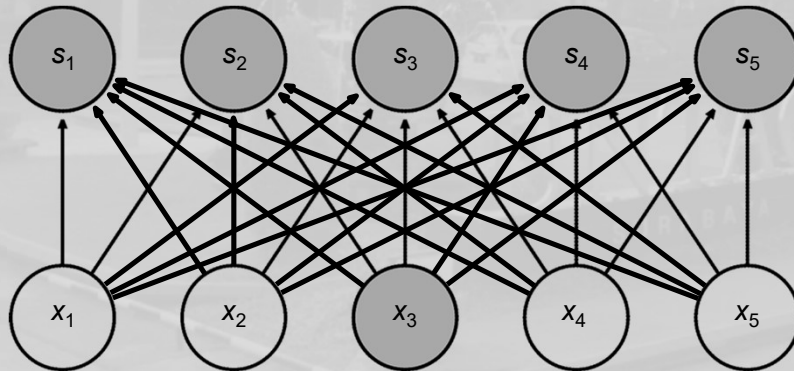
Sparse Connectivity

Sparse connections due to small convolution kernel



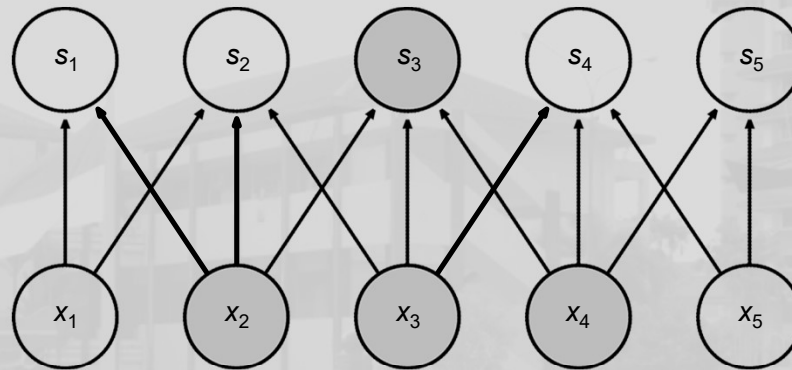
Viewed from below

Dense connections Fully connected



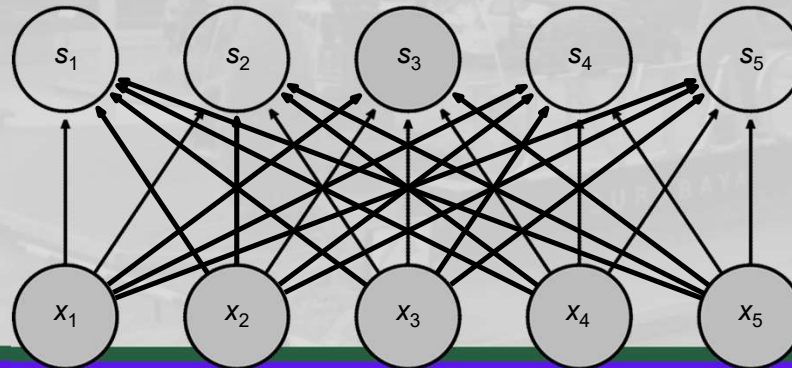
Sparse Connectivity

Sparse connections due to small convolution kernel

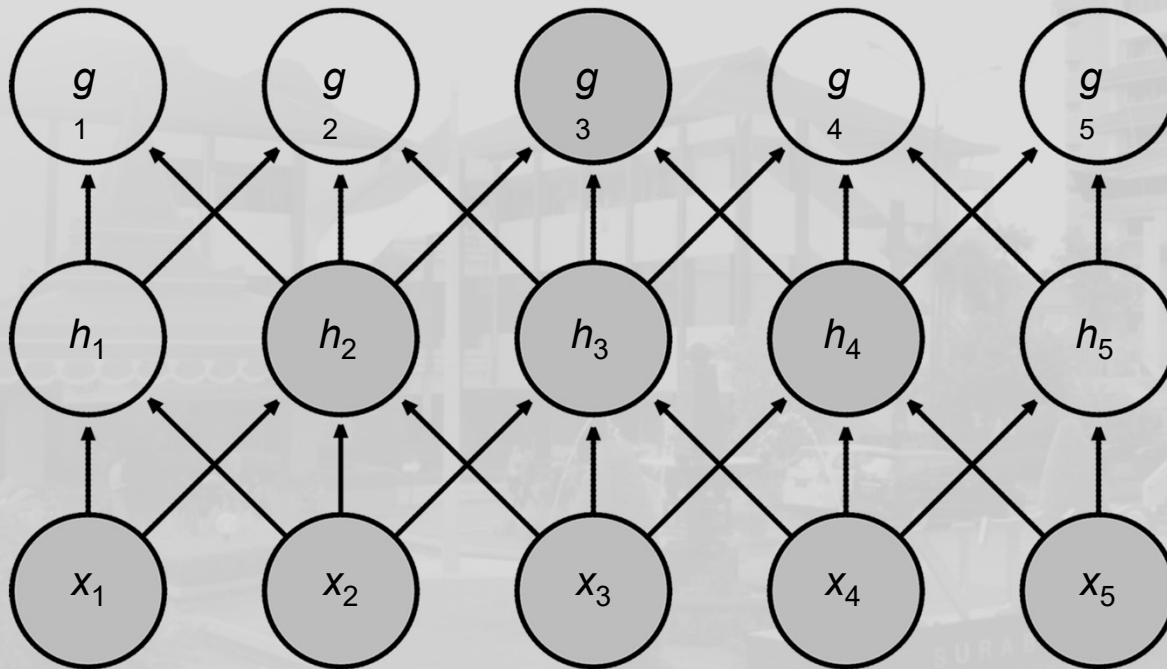


Viewed from above (receptive fields)

Dense connections Fully connected



Menumbuhkan Bidang Reseptif



Unit lapisan yang lebih dalam memiliki bidang reseptif yang lebih besar



Parameter Sharing

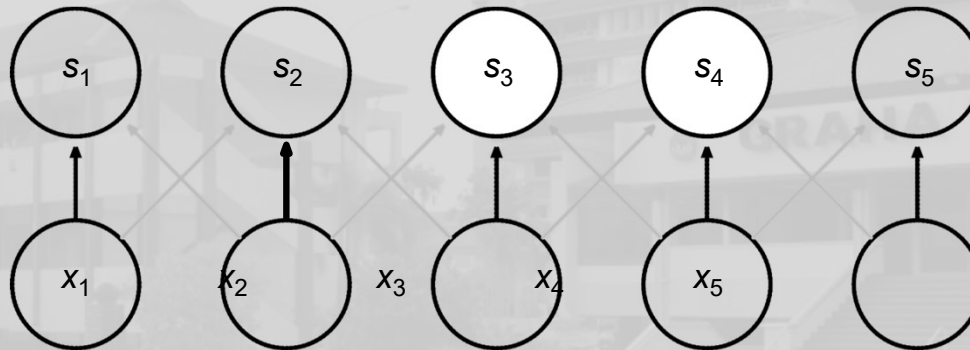
- Dalam jaringan saraf tradisional
 - Setiap elemen dari matriks bobot adalah unik
- Berbagi parameter berarti menggunakan parameter yang sama untuk lebih dari satu fungsi model
 - Jaringan telah mengikat bobot
 - Mengurangi kebutuhan penyimpanan menjadi k parameter
 - Tidak memengaruhi runtime penyanga maju $O(k \times n)$



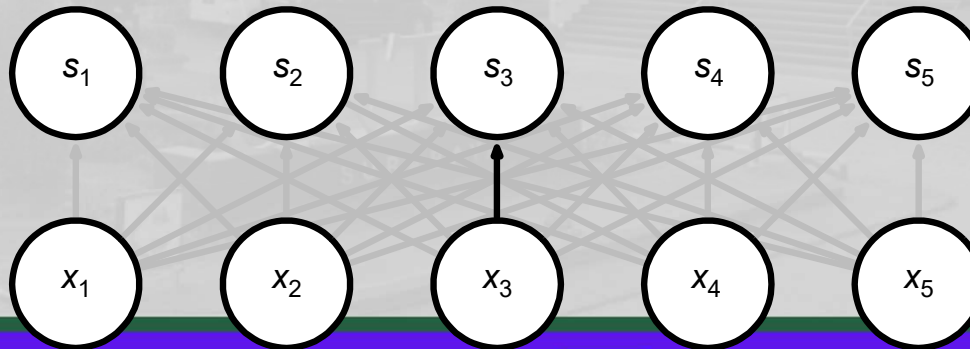
Parameter Sharing

Black arrows = particular parameter

Konvolusi
berbagi
parameter yang
sama di semua
lokasi spasial



Perkalian matriks
tradisional tidak
berbagi parameter
apa pun

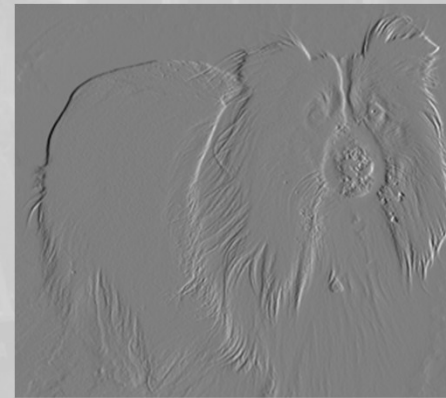
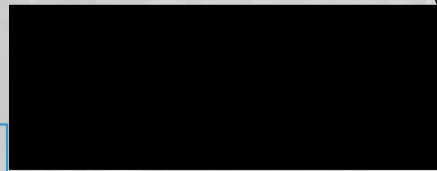


Edge Detection by Convolution



Input

Right image = each
orig pixel – left pixel
detects edges



Output

-1	1
----	---

Kernel $k=2$



Efisiensi Konvolusi

Input size: 320 by 280

Kernel size: 2 by 1

Output size: 319 by

	Convolution	Dense matrix Fully connected	Sparse matrix
Stored floats Each weight	2	$319 \times 280 \times 320 \times 280$ > 8e9	$2 \times 319 \times 280 =$ 178,640
Float mults+adds Forward computation	$319 \times 280 \times 3 =$ 267,960	> 16e9	Same as convolution (267,960)



Representasi Setara

- Untuk fungsi invarian, jika input berubah, output berubah dengan cara yang sama
- Untuk konvolusi, bentuk tertentu dari pembagian parameter menyebabkan **kesamaan translasi**
 - Dalam pemrosesan gambar, mendeteksi tepian berguna di lapisan pertama, dan tepian muncul kurang lebih di mana-mana di dalam gambar



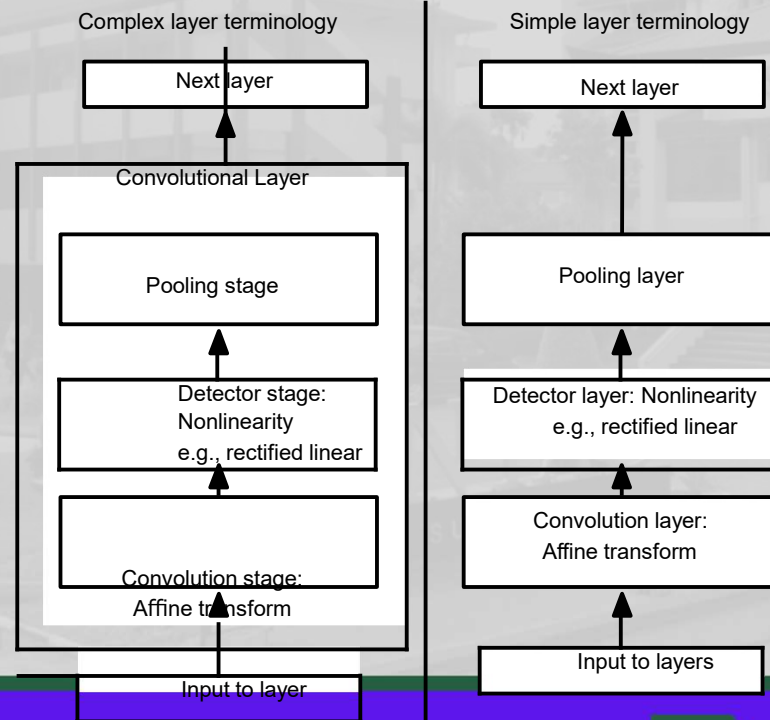
Pooling

- Fungsi pooling menggantikan output net di lokasi tertentu dengan ringkasan statistik dari output terdekat
 - **Max pooling** melaporkan output maksimum dalam lingkungan persegi panjang
 - **Average Pooling** melaporkan output rata-rata
- Pooling membantu membuat representasi kira-kira tidak berbeda dengan terjemahan input kecil

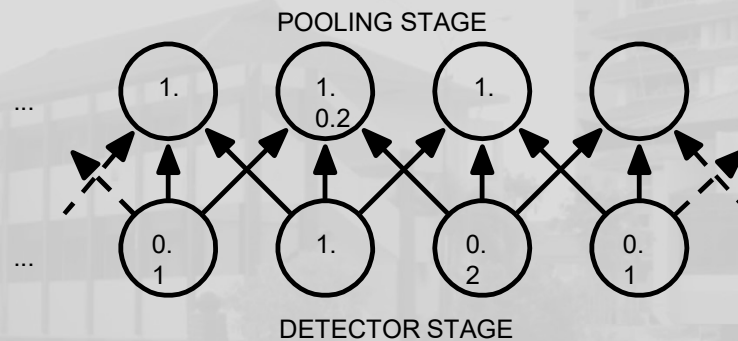


Convolutional Network Components

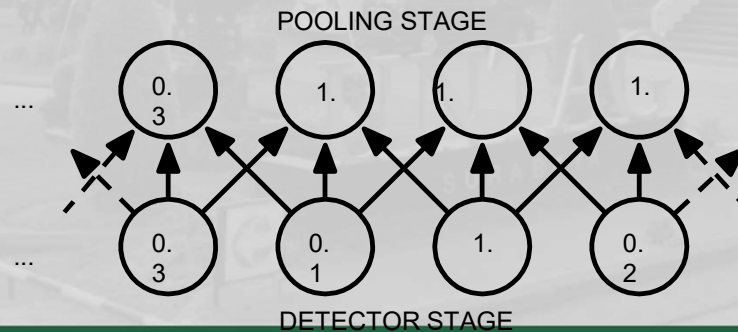
Two common terminologies



Max Pooling and Invariance to Translation



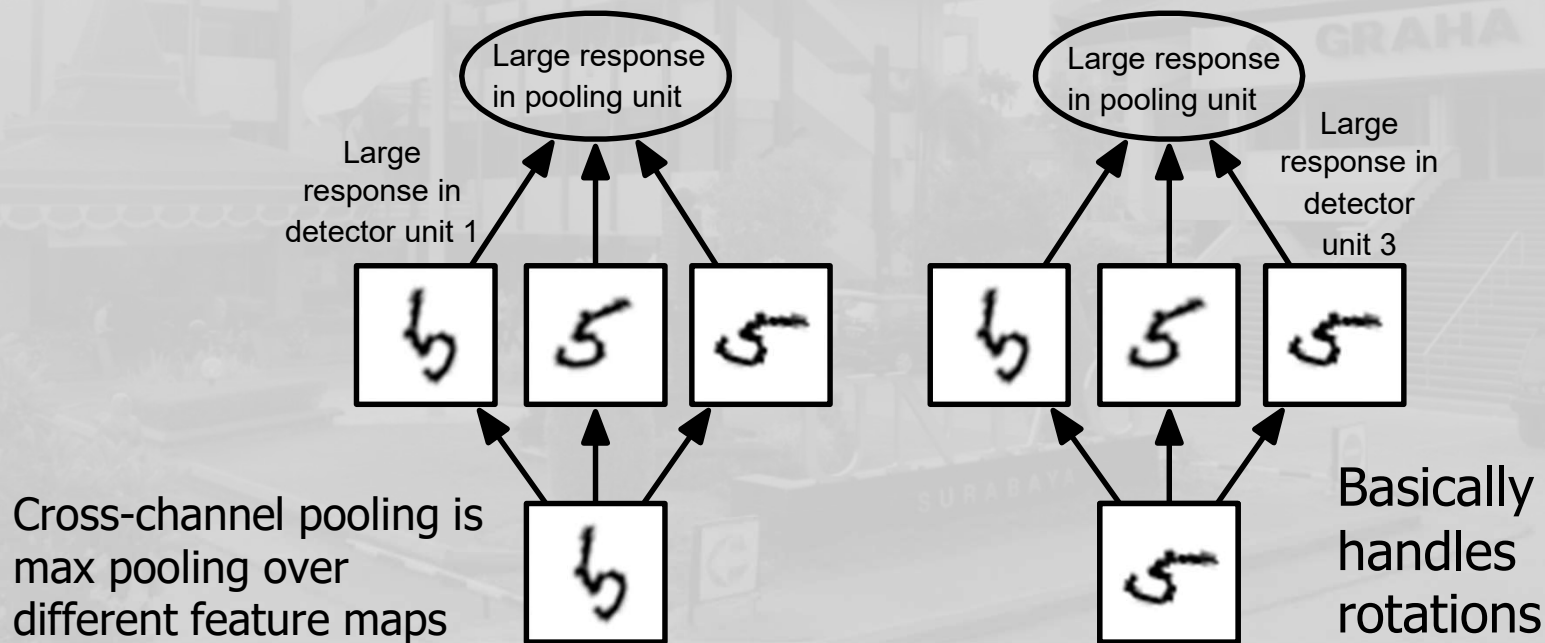
Jaringan yang sama
dengan input
menggeser satu
piksel ke kanan



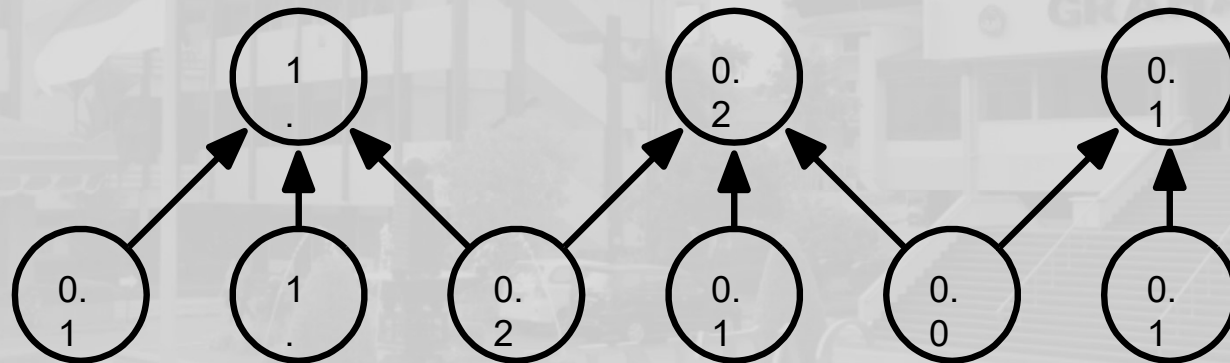
... Sedikit perubahan
dalam tahap
penyatuan



Cross-Channel Pooling and Invariance to Learned Transformations



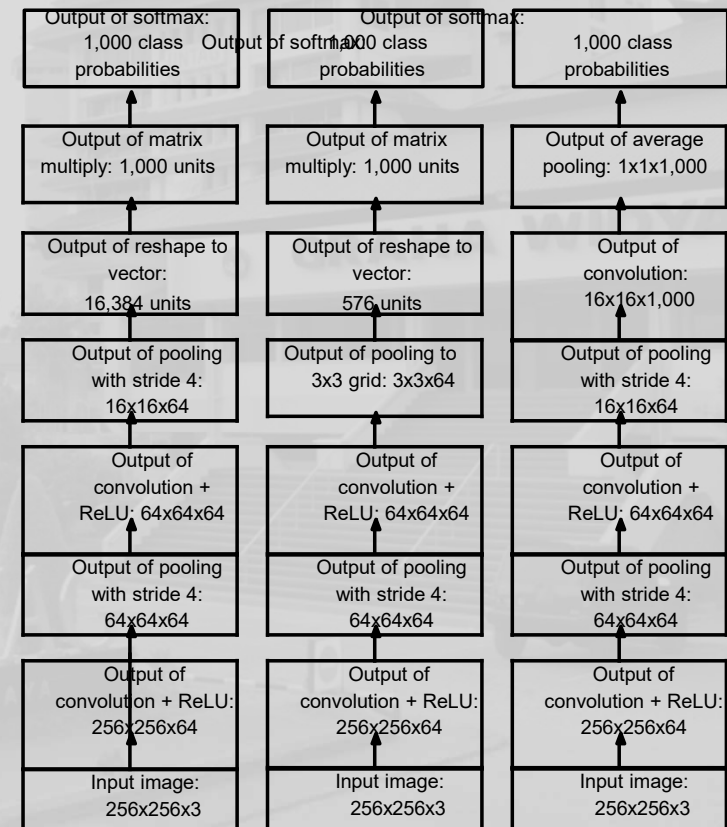
Pooling with Downsampling



Max pooling
downsized in next layer



Example Classification Architectures



Convolution and Pooling as an Infinitely Strong Prior

- Prior Probability (Probabilitas sebelumnya) (keyakinan sebelum kita melihat data aktual) bisa kuat atau lemah
 - Prior yang lemah (mis., Distribusi Gaussian dengan varians tinggi) memungkinkan data untuk memindahkan parameter
 - Prior yang kuat (mis., Distribusi Gaussian dengan varians rendah) sangat menentukan parameter
 - **Prior yang sangat kuat** mengontrol parameter
- Convolutional Net ~ **prior yang sangat kuat**
 - Bobotnya nol kecuali di bidang reseptif kecil
 - Bobot identik untuk unit tersembunyi tetangga



Convolution and Pooling as an Infinitely Strong Prior

- Konvolusi dan pooling dapat menyebabkan underfitting
 - Prior hanya berguna jika asumsi yang dibuat oleh prior cukup akurat
 - Jika tugas bergantung pada pelestarian informasi spasial yang tepat, maka penyatuan dapat meningkatkan kesalahan pelatihan
 - Prior yang dikenakan oleh konvolusi harus sesuai



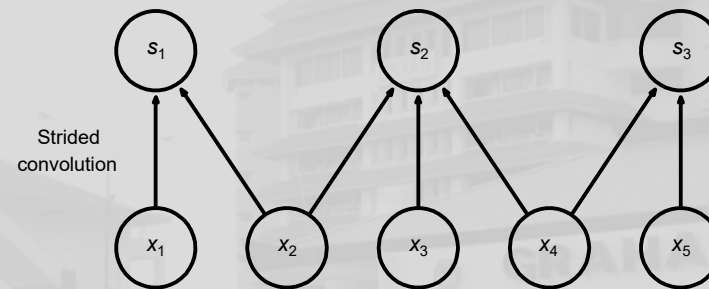
Variants of the Basic Convolution Function

- **Stride** is the amount of downsampling
 - Can have separate strides in different directions
- **Zero padding** avoids layer-to-layer shrinking
- **Unshared convolution**
 - Like convolution but without sharing
- **Partial connectivity between channels**
- **Tiled convolution**
 - Cycle between shared parameter groups

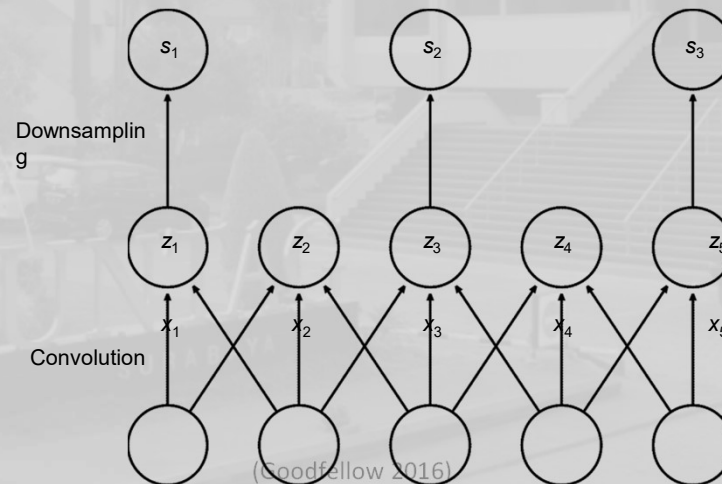


Convolution with Stride

Stride
of two

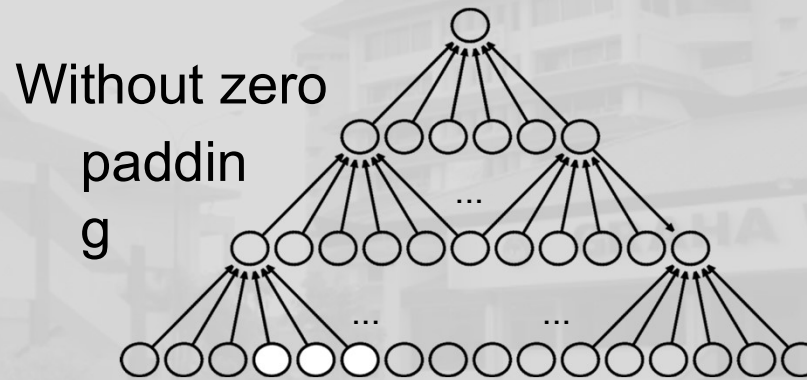


Equivalent to
above but
computationally
wasteful

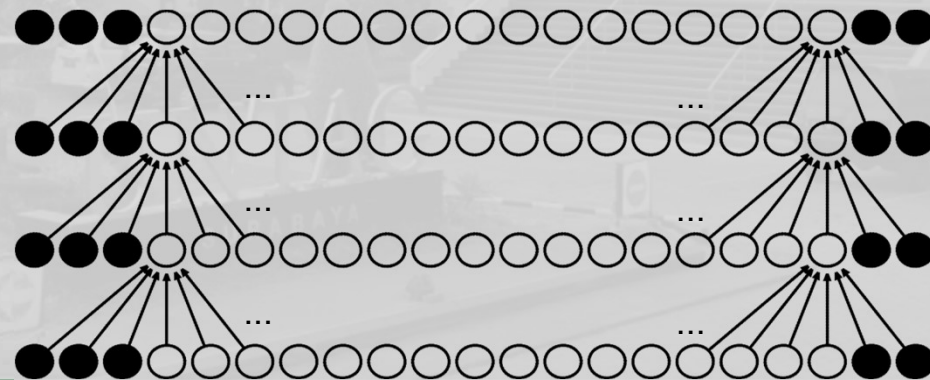


Zero Padding Controls Size

Kernel width of six

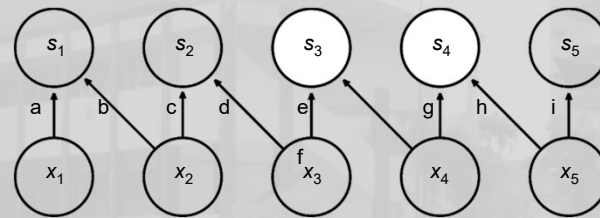


With zero padding
Prevents shrinking

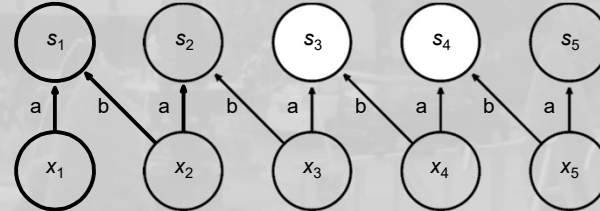


Kinds of Connectivity

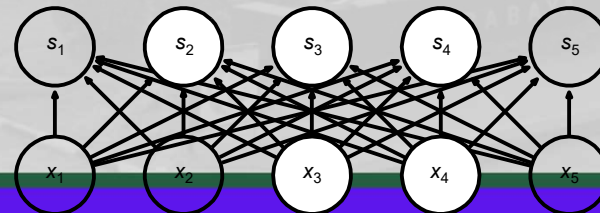
Unshared convolution



Local connection:
like convolution,
but no sharing



Convolution

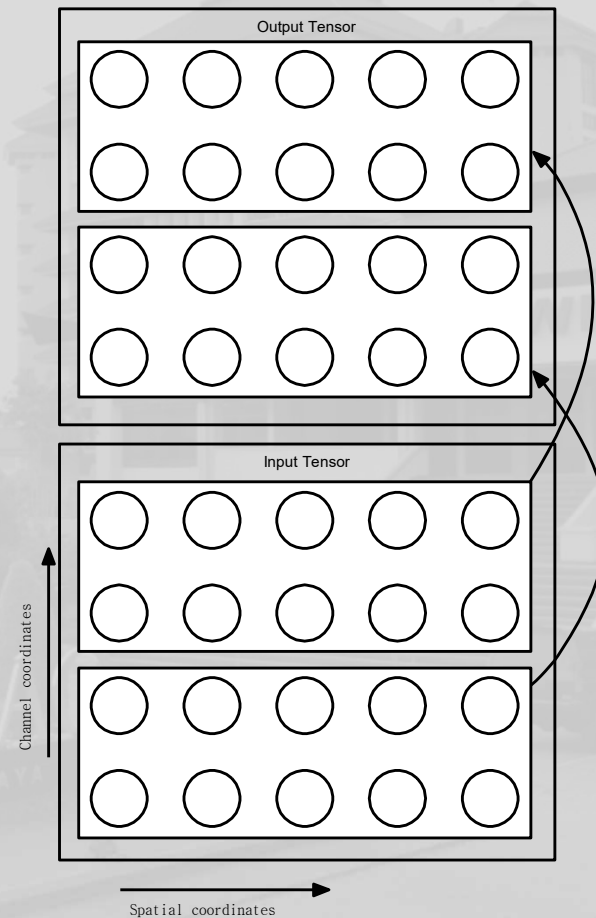


Fully
connected

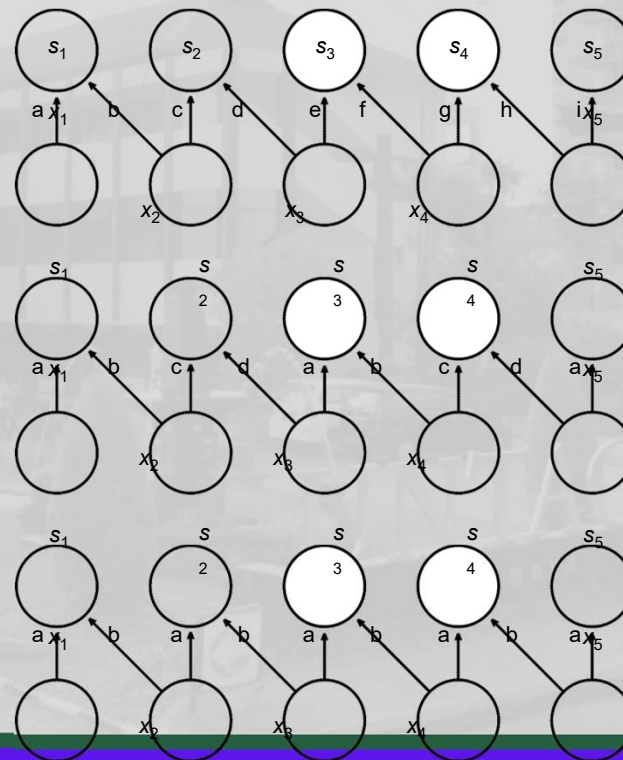


Partial Connectivity Between Channels

Each output channel is a function of only a subset of the input channels



Tiled convolution



Local connection
(no sharing)

Tiled convolution
(cycle between shared
parameter groups)

Standard convolution
(one group shared
everywhere)



Structured Outputs

- Jaringan konvolusional biasanya digunakan untuk klasifikasi
- Mereka juga dapat digunakan untuk menampilkan objek terstruktur berdimensi tinggi
 - Objek biasanya tensor



Data Types

- Single channel examples:
 - 1D audio waveform
 - 2D audio data after Fourier transform
 - Frequency versus time
- Multi-channel examples:
 - 2D color image data
 - Three channels: red pixels, green pixels, blue pixels
 - Each channel is 2D for the image



Efficient Convolution Algorithms

- Merancang cara yang lebih cepat untuk melakukan konvolusi atau perkiraan konvolusi tanpa merusak keakuratan model adalah area penelitian yang aktif
- Namun, sebagian besar pekerjaan disertasi menyangkut kelayakan dan bukan efisiensi



Random or Unsupervised Features

- Salah satu cara untuk mengurangi biaya pelatihan jaringan konvolusional adalah dengan menggunakan fitur yang tidak dilatih secara terawasi
- Tiga metode (Rosenblatt menggunakan dua metode pertama)
 1. Cukup inialisasi kernel konvolusional secara acak
 2. Rancang mereka dengan tangan
 3. Pelajari kernel menggunakan metode tanpa pengawasan



The Neuroscientific Basis for Convolutional Networks

- Jaringan konvolusi mungkin merupakan kisah sukses terbesar AI yang terinspirasi secara biologis
- Beberapa prinsip desain utama jaringan saraf diambil dari ilmu saraf
 - Hubel and Wiesel won the Nobel prize in 1981 for their work on the cat's visual system 1960s-1970s



The Neuroscientific Basis for Convolutional Networks

- Neuron di retina melakukan pemrosesan sederhana, tidak mengubah representasi gambar
- Gambar melewati saraf optik ke daerah otak yang disebut tubuh geniculate lateral
- Sinyal kemudian mencapai area korteks visual V1
 - V1 juga disebut korteks visual primer
 - Area pertama otak yang melakukan pemrosesan input visual tingkat lanjut
 - Terletak di bagian belakang kepala



The Neuroscientific Basis for Convolutional Networks

- Properti V1 ditangkap dalam jaring konvolusional
 - V1 memiliki struktur 2D yang mencerminkan gambar retina
 - V1 berisi banyak sel sederhana
 - Masing-masing dicirikan oleh fungsi linear dari gambar dalam bidang reseptif kecil yang terlokalisasi secara spasial
 - V1 mengandung banyak sel kompleks
 - Sel-sel ini merespons fitur yang mirip dengan sel sederhana
 - Namun invarian hingga pergeseran kecil pada posisi fitur
 - Strategi penyatuan yang terinspirasi seperti unit maksimal



The Neuroscientific Basis for Convolutional Networks

- Meskipun kami mengetahui sebagian besar tentang area V1, kami yakin prinsip serupa berlaku untuk area lain
 - Strategi dasar pendeteksian dilanjutkan dengan pooling
- Melewati lapisan yang lebih dalam, kami menemukan sel merespons konsep tertentu
 - Sel-sel ini dijuluki "sel nenek"
 - Idenya adalah bahwa neuron aktif saat melihat nenek mereka di mana saja dalam gambar

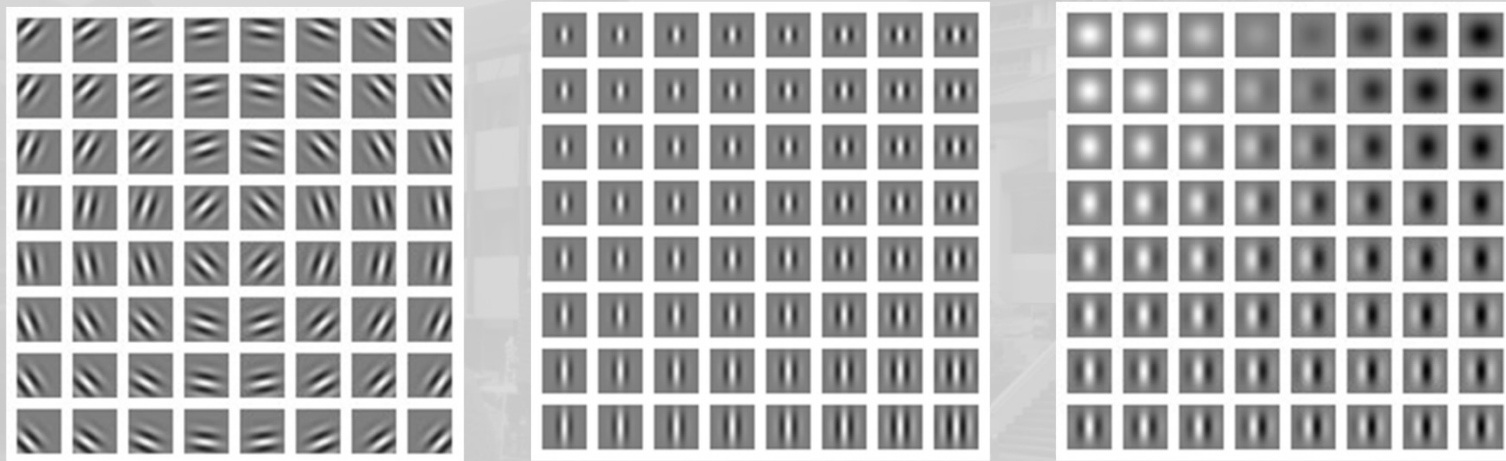


The Neuroscientific Basis for Convolutional Networks

- Membalikkan korelasi
 - Dalam jaringan biologis, kami tidak memiliki akses ke bobot itu sendiri
 - Namun, kita dapat menempatkan elektroda di neuron, menampilkan gambar di depan retina hewan, dan merekam aktivasi neuron tersebut.
 - Kami kemudian dapat menyesuaikan model linier dengan respons ini untuk memperkirakan bobot neuron
- Sebagian besar sel V1 memiliki bobot fungsi Gabor



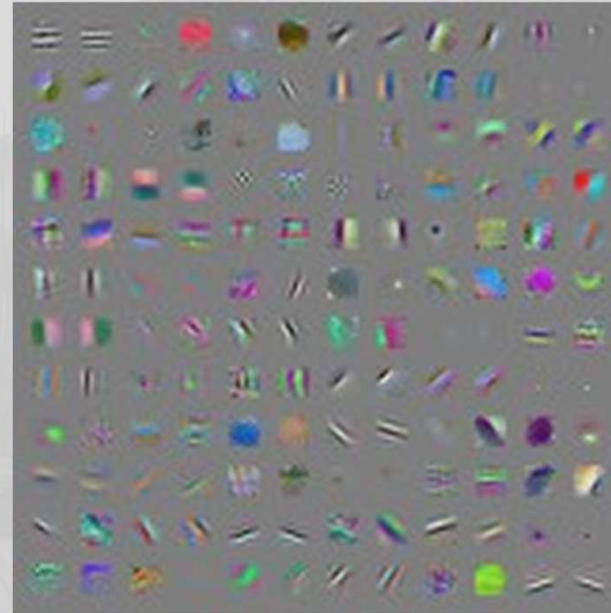
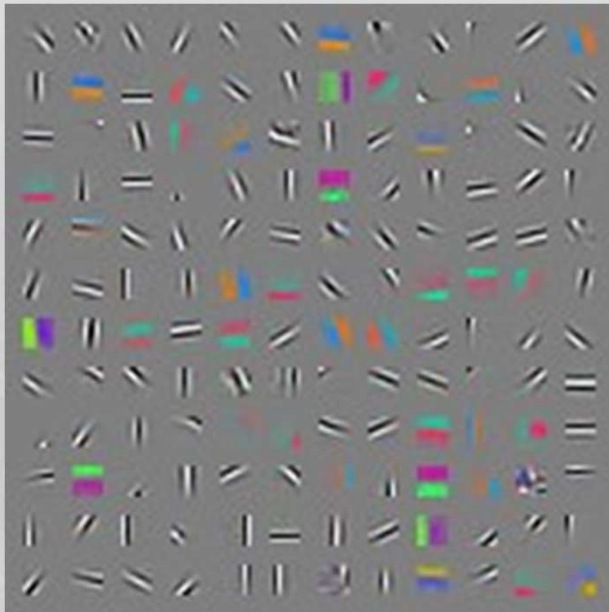
Gabor Functions



White = positive weight, black = negative, gray = zero weight
(Left) detectors in different orientations, (Center) detectors of increasing width and height, (Right) different sinusoidal params



Gabor-like Learned Kernels



(Left) Weights learned by unsupervised learning

(Right) Convolutional kernels learned by first layer of fully supervised convolutional maxout network



Convolutional Networks and the History of Deep Learning

- Jaringan konvolusional telah memainkan peran penting dalam sejarah pembelajaran mendalam
 - Penerapan ilmu saraf untuk pembelajaran mesin
 - Model dalam pertama yang berkinerja baik
 - Aplikasi komersial penting pertama
 - Digunakan untuk memenangkan banyak kontes
 - Beberapa jaringan dalam pertama dilatih dengan back-prop
 - Dilakukan dengan baik beberapa dekade yang lalu untuk membuka jalan menuju penerimaan jaringan saraf secara umum



Convolutional Networks and the History of Deep Learning

- Jaringan konvolusi memungkinkan jaringan saraf khusus untuk topologi berstruktur grid
 - Paling berhasil pada topologi gambar 2D
 - Untuk data berurutan 1D kami menggunakan jaringan berulang



References

- Goodfellow, I; Bengio, Y.; Courville, A (2016). Deep Learning. MIT Press pp: 224 - 270

