07 -Penapisan Citra dan Konvolusi

IF4073 Interpretasi dan Pengolahan Citra

Oleh: Rinaldi Munir

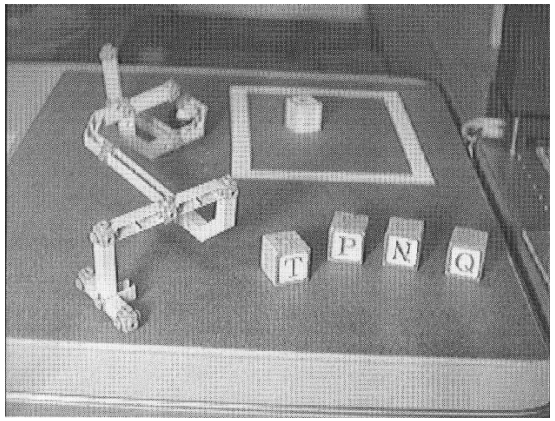
Program Studi Teknik Informatika
Sekolah Teknik Elektro dan Informatika
Institut Teknologi Bandung
2023

- Di dalam pengolahan citra, sebuah citra sering dilakukan proses penapisan (*image filtering*) untuk memperoleh citra sesuai dengan tujuan yang diinginkan.

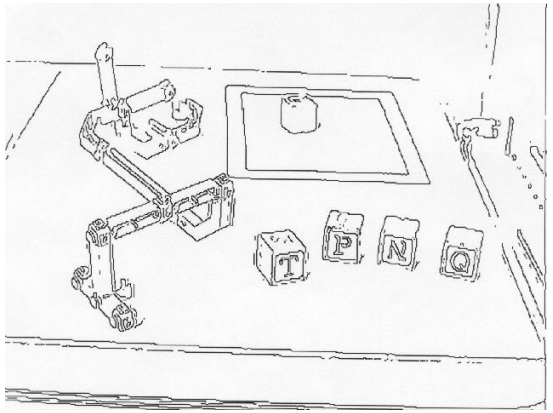
f(x,y)

filtering

g(x,y)

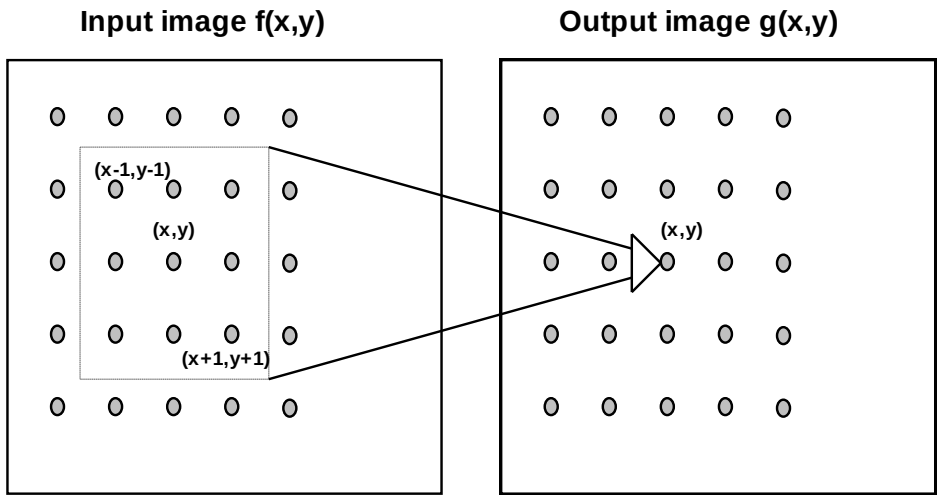


filtering



Sumber gambar: *Image Fitering*, CS485/685 Computer Vision, Prof. George Bebis

- Penapisan citra berarti memodifikasi *pixel-pixel* di dalam citra berdasarkan transformasi terhadap nilai-nilai *pixel* tetangganya.



10	5	3
4	5	1
1	1	7

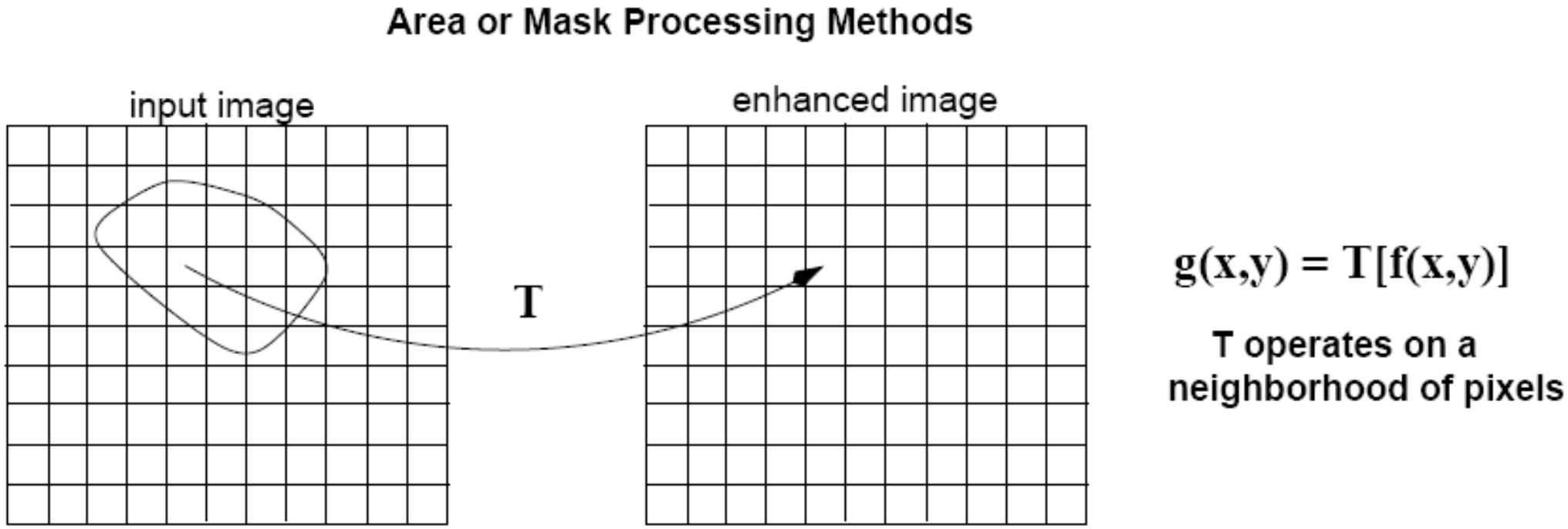
Local image data

transformasi

	7	

Modified image data

- Penapisan citra termasuk ke dalam tipe operasi aras lokal



- Sebuah operator khusus untuk penapisan citra adalah **konvolusi** (*convolution*) atau *linear filering*.

Teori Konvolusi

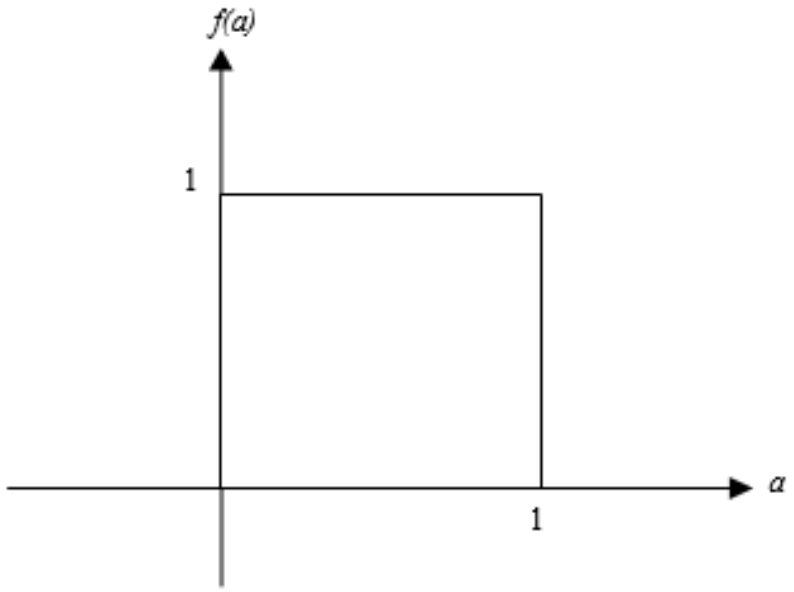
- Konvolusi 2 buah fungsi *f*(*x*) dan *g*(*x*) didefinisikan sebagai berikut:

$$h(x) = f(x) * g(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f(a)g(x-a)da$$

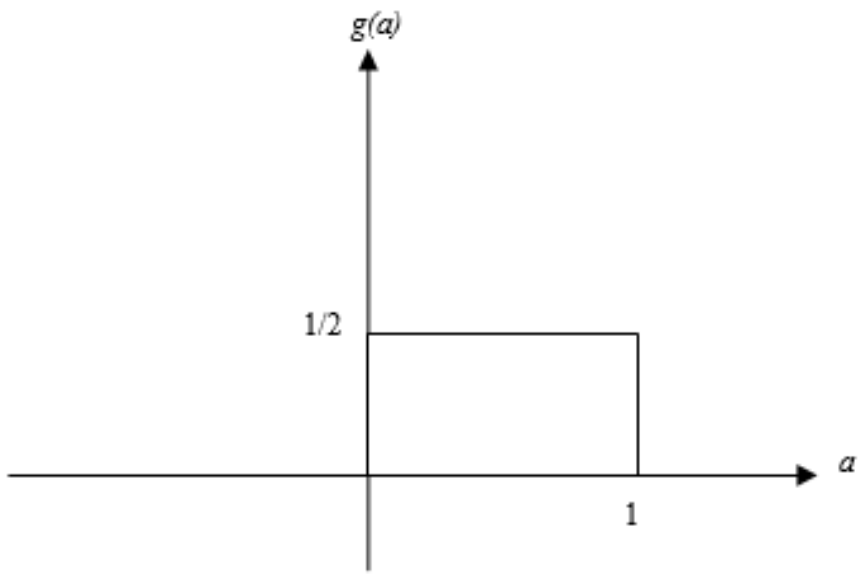
- Tanda * menyatakan operator konvolusi, dan peubah *a* adalah peubah bantu (*dummy variable*).

- *g*(*x*) disebut **kernel** atau **mask** konvolusi.
- Kernel *g*(*x*) dapat dibayangkan sebagai sebuah jendela yang dioperasikan secara bergeser pada sinyal masukan *f*(*x*)
- Jumlah perkalian kedua fungsi pada setiap titik merupakan hasil konvolusi yang dinyatakan dengan sinyal luaran *h*(*x*).

Contoh 1: Misalkan fungsi $f(x)$ dan $g(x)$ diperlihatkan pada gambar berikut.



(a)



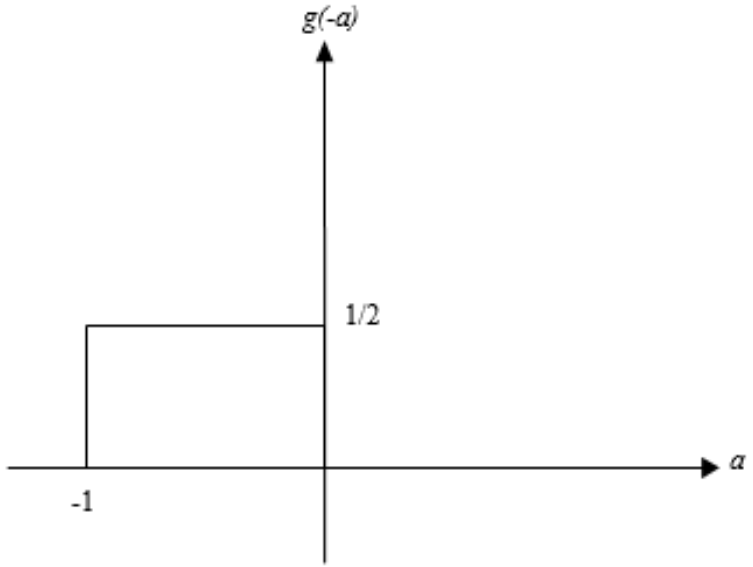
(b)

Tentukan hasil konvolusi $f(x)$ dengan $g(x)$

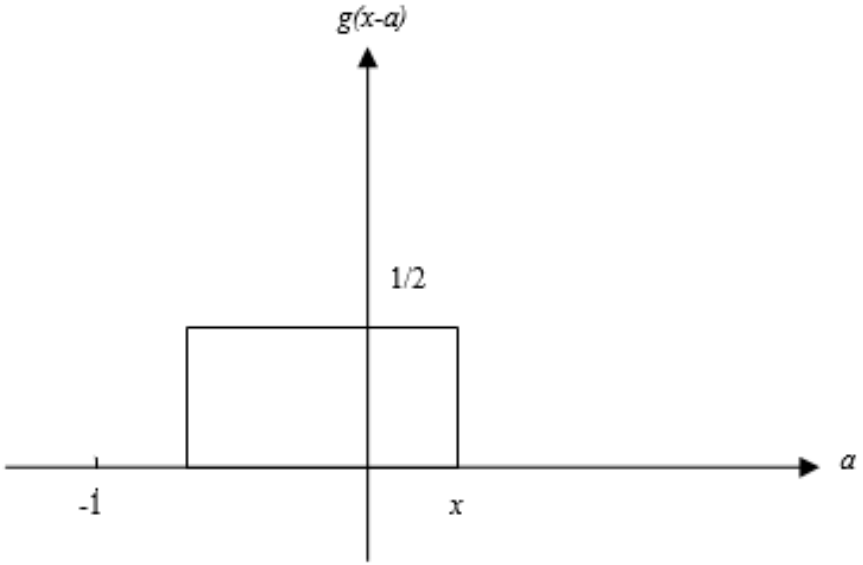
Penyelesaian:

Rumus konvolusi: $h(x) = f(x) * g(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f(a)g(x-a)da$

Step 1: Tentukan $g(-a)$

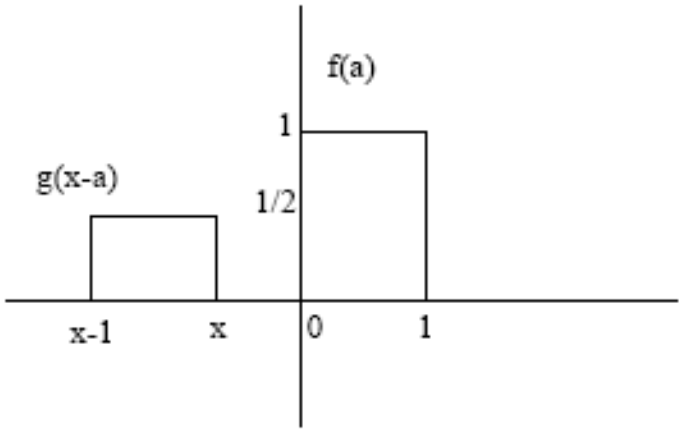


Step 2: Tentukan $g(x - a)$



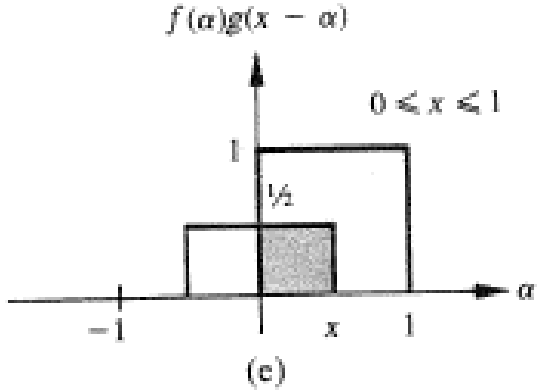
Step 3: consider all possible cases for x:

Case 1: $x < 0$



no overlap: $\int_{-\infty}^{\infty} f(a)g(x-a)da = 0$

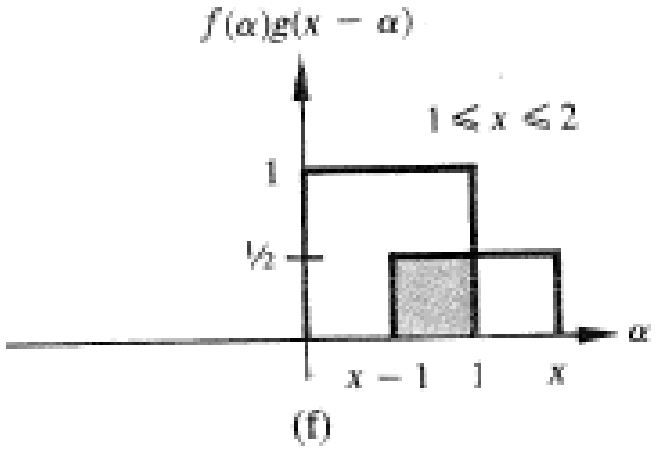
Case 2: $0 \le x \le 1$



(c)

$$\int_{-\infty}^{\infty} f(a)g(x-a)da = \int_{0}^{x} 1 \cdot \frac{1}{2}\, da = \frac{x}{2}$$

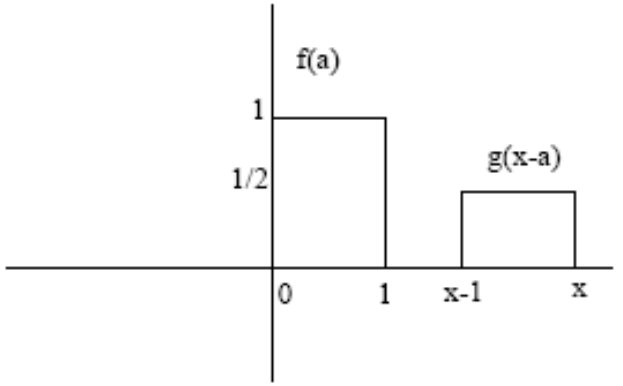
Case 3: $1 \le x \le 2$



(f)

$$\int_{-\infty}^{\infty} f(a)g(x-a)da = \int_{x-1}^{1} 1 \cdot \frac{1}{2}\, da = 1 - \frac{x}{2}$$

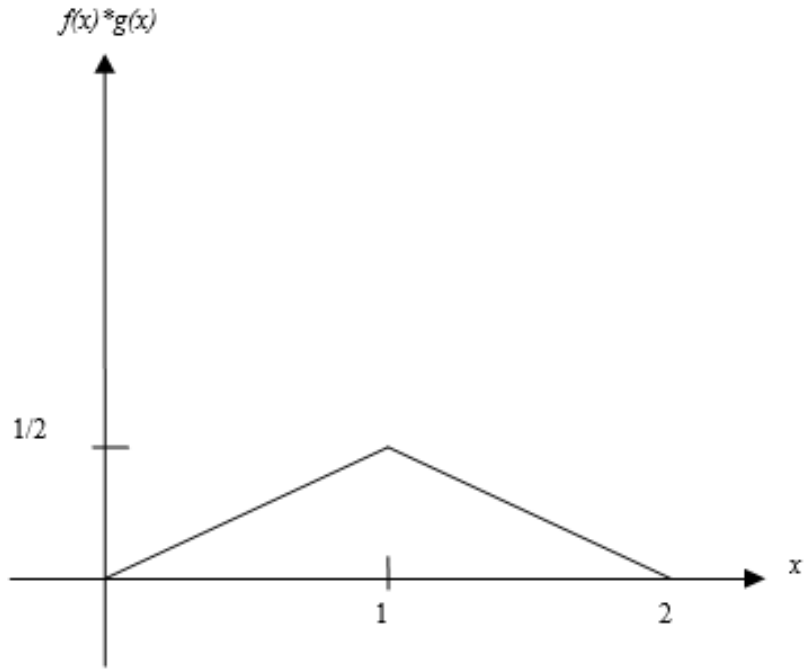
Case 4: $x > 2$

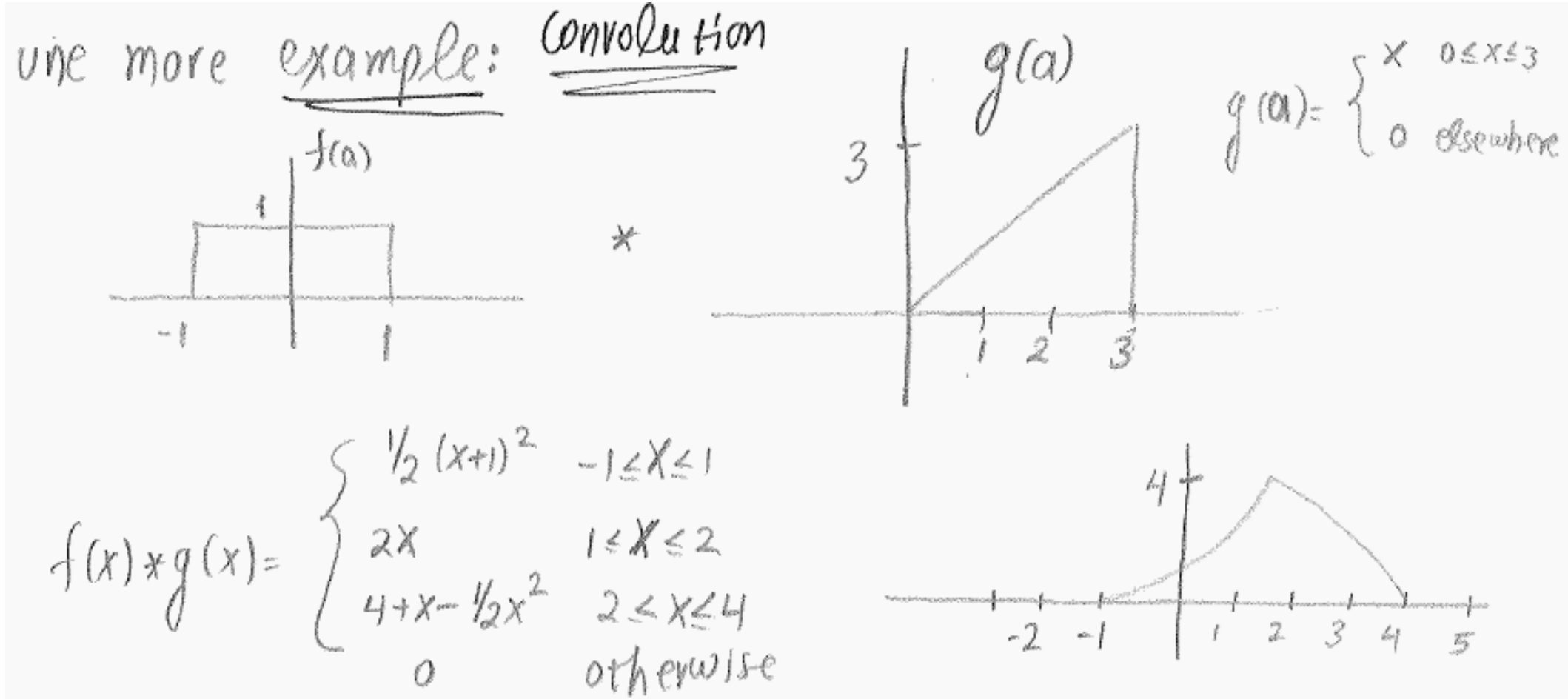


no overlap: $\int_{-\infty}^{\infty} f(a)g(x-a)da = 0$

Hasil akhir:

$$f(x) * g(x) = \begin{cases} x/2 & 0 \le x \le 1 \\ 1 - x/2 & 1 \le x \le 2 \\ 0 & elsewhere \end{cases}$$





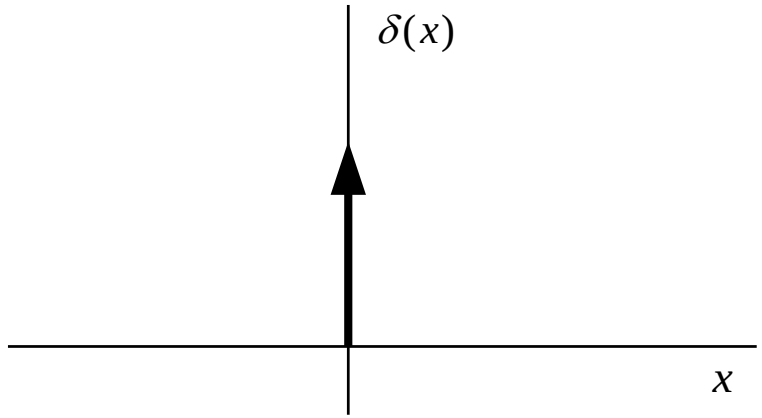
Sumber gambar: *Concolution*, CS485/685 Computer Vision, Prof. George Bebis

Konvolusi dengan fungsi impuls

- Fungsi impuls disebut juga fungsi *delta dirac*.
- Fungsi *delta dirac* bernilai 0 untuk $x \neq 0$, dan "lebar" denyutnya sama dengan 1.
- Secara matematis fungsi *delta dirac* definisikan sebagai

$$\delta(x) = 0, x \neq 0$$

$$\lim_{\varepsilon \to 0} \int_{-\varepsilon}^{\varepsilon} \delta(x)dx = 1$$



- Sifat-sifat fungsi delta dirac:

1. $\int_{-\infty}^{\infty} f(x')\delta(x-x')dx' = f(x)$

2. $\delta(ax) = \frac{\delta(x)}{|a|}$

- Bila kita bekerja dengan fungsi diskrit, maka fungsi delta yang digunakan adalah fungsi *delta Kronecker*, yang didefinisikan sebagai

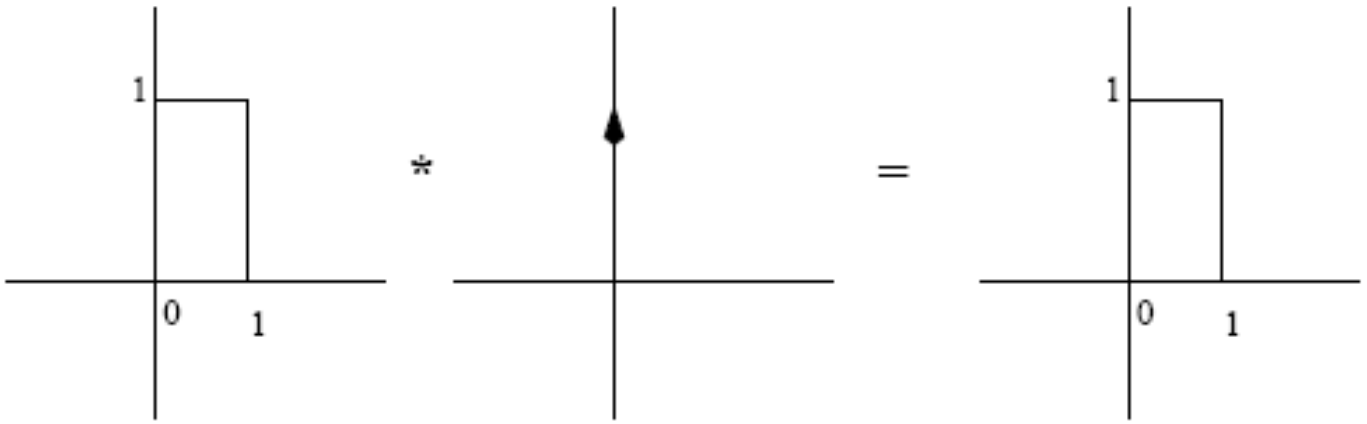
$$\delta(n) = \begin{cases} 0, & n \neq 0 \\ 1, & n = 0 \end{cases}$$

dengan sifat $\sum_{m=-\infty}^{\infty} f(m)\delta(n-m) = f(n)$

- Hasil konvolusi f(x) dengan delta dirac $\delta(x)$

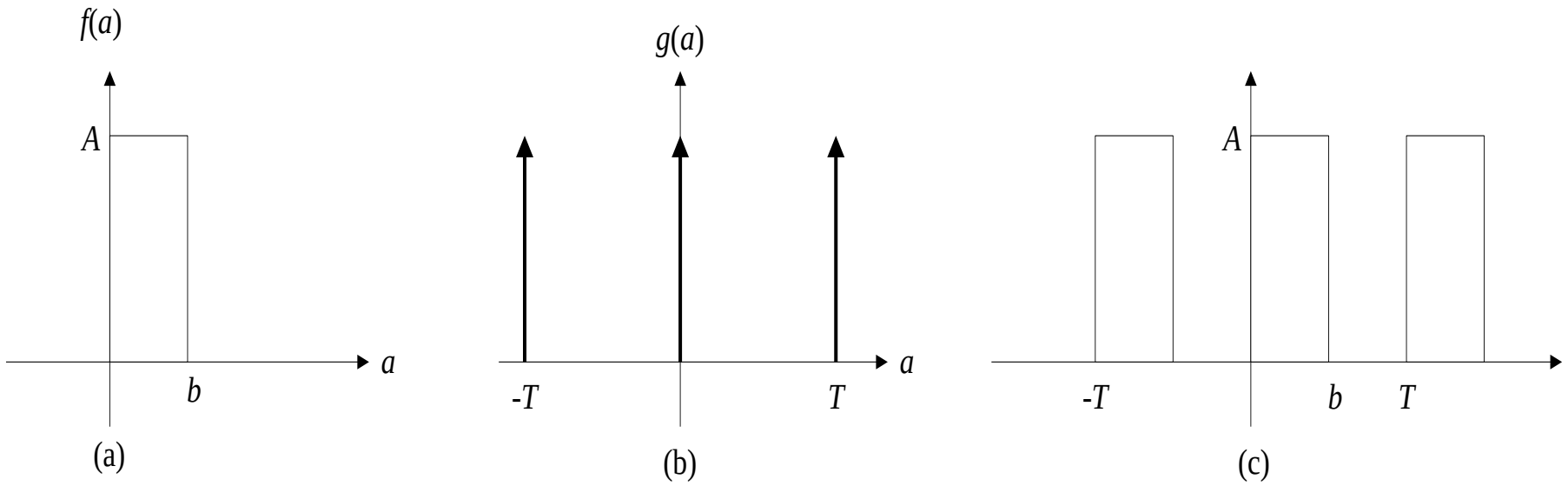
$$f(x) * \delta(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f(a)\delta(x-a)da = f(x)$$

$$(\text{since } \delta(x-a) = 1 \text{ if } a = x)$$

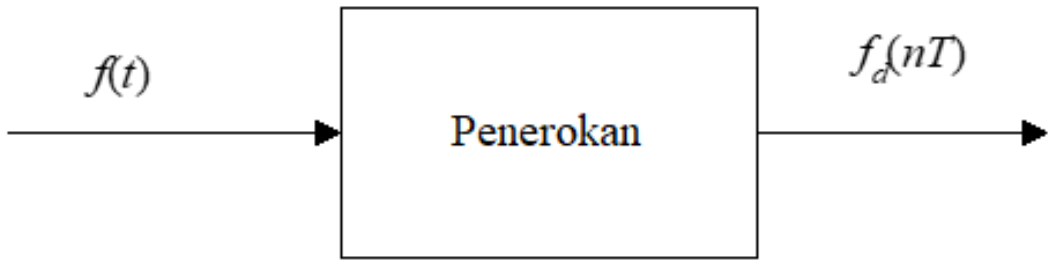


f(x) $\delta(x)$

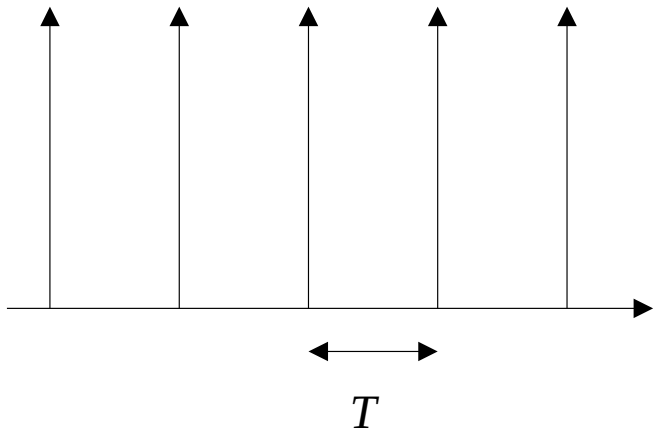
- Hasil konvolusi fungsi $f(x)$ dengan fungsi $g(x) = \delta(x + T) + \delta(x) + \delta(x - T)$:



- Kegunaan fungsi impuls: penerokan (*sampling*) sinyal kontinu menjadi sinyal diskrit.



- Proses penerokan dinyatakan sebagai perkalian sinyal kontinu $f(t)$ dengan fungsi penerok berupa rentetan sinyal delta sejarak T satu sama lain.

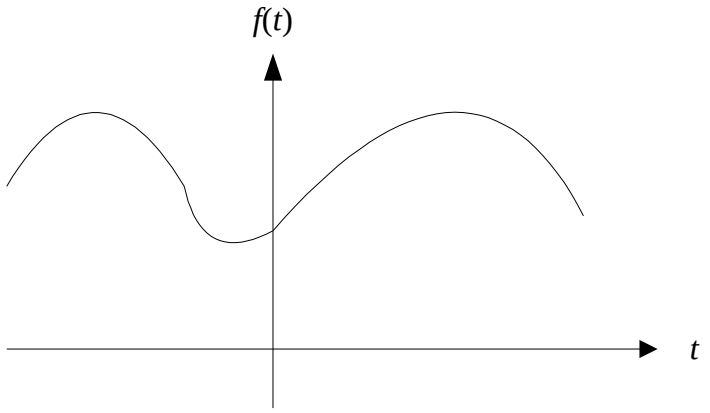


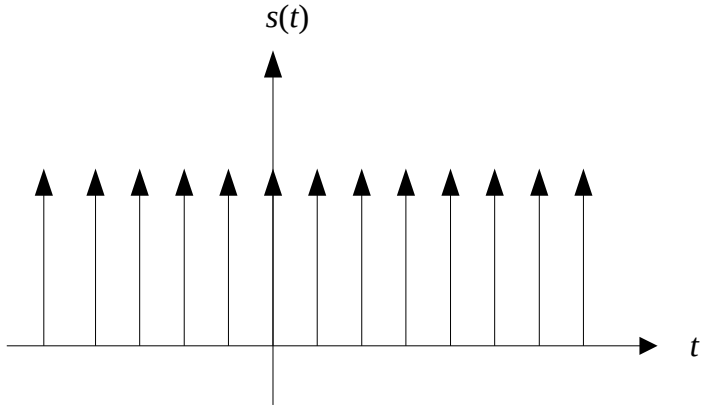
- Fungsi penerok itu dapat dinyatakan sebagai

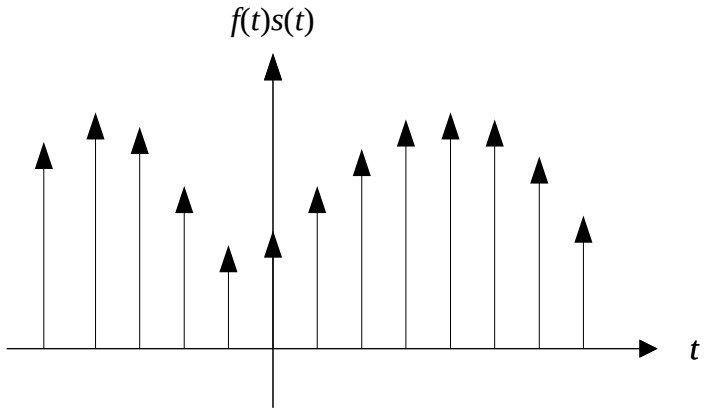
$$s(t) = \sum_{-\infty}^{\infty} \delta(t - nT)$$

dengan demikian,

$$f_d(t) = f(t)s(t) = f(t) \sum_{-\infty}^{\infty} \delta(t - nT) = \sum_{-\infty}^{\infty} f(t)\delta(t - nT)$$


f(t)
t


s(t)
t


f(t)s(t)
t

Konvolusi pada fungsi diskrit

- Konvolusi pada fungsi kontinu f(x) dan g(x):

$$h(x) = f(x) * g(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f(a)g(x-a)da$$

- Konvolusi pada fungsi diskrit:

$$h(x) = f(x) * g(x) = \sum_{a=-\infty}^{\infty} f(a)g(x-a)$$

- Konvolusi bersifat komutatif:

$$f(x) * g(x) = g(x) * f(x)$$

Sifat-sifat konvolusi

- Commutative:

  $f*g = g*f$

- Associative:

  $(f*g)*h = f*(g*h)$

- Homogeneous:

  $f*(\lambda g)= \lambda\, f*g$

- Additive (Distributive):

  $f*(g+h)= f*g+f*h$

- Shift-Invariant

  $f*g(x-x0,y-yo)= (f*g)\,(x-x0,y-yo)$

Konvolusi pada fungsi dwimatra

- Citra adalah sinyal dwimatra (fungsi dwimatra).
- Untuk fungsi dwimatra (fungsi dengan dua peubah), operasi konvolusi didefinisikan sebagai berikut:

a) untuk fungsi kontinu

$$h(x,y) = f(x,y) * g(x,y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(a,b)g(x-a,y-b)dadb$$

b) untuk fungsi diskrit

$$h(x,y) = f(x,y) * g(x,y) = \sum_{a=-\infty}^{\infty} \sum_{b=-\infty}^{\infty} f(a,b)g(x-a,y-b)$$

- $g(x,y)$ dinamakan *convolution filter*, *convolution mask*, *kernel*, atau *template*

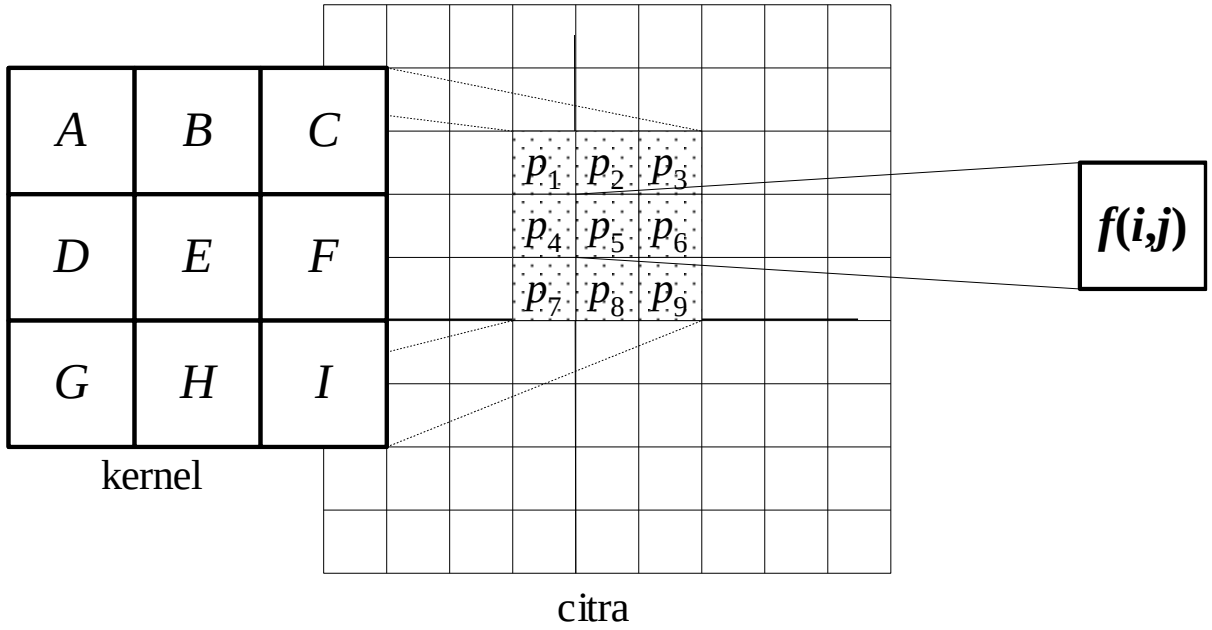
- Dalam ranah diskrit kernel konvolusi dinyatakan dalam bentuk matriks (umumnya 3×3, ada juga 2×2 atau 2×1 atau 1×2).

- **Kernel:** A kernel is a (usually) small matrix of numbers that is used in image convolutions.
  - Differently sized kernels containing different patterns of numbers produce different results under convolution.
  - The size of a kernel is arbitrary but 3x3 is often used

Example kernel:

0	1	0
1	1	1
0	1	0

- Ilustrasi konvolusi:



- Jadi, konvolusi dapat dipandang sebagai kombinasi linier dari vektor *pixel* dengan vektor kernel.

$$f(i,j) = (A\,p_1 + B\,p_2 + C\,p_3 + D\,p_4 + E\,p_5 + F\,p_6 + G\,p_7 + H\,p_8 + I\,p_9$$

- Jika jumlah nilai di dalam kernel > 1, maka $f(i,j)$ dibagi dengan jumlah tersebut. Jika jumlahnya nol, maka $f(i,j)$ tidak perlu dibagi (atau bagi dengan 1).

$$V = \left| \frac{\sum_{i=1}^{q} \left(\sum_{j=1}^{q} f_{ij} d_{ij} \right)}{F} \right|$$

Where:

f_{ij}	=	the coefficient of a convolution kernel at position i,j (in the kernel)
d_{ij}	=	the data value of the pixel that corresponds to f_{ij}
q	=	the dimension of the kernel, assuming a square kernel (if q = 3, the kernel is 3 × 3)
F	=	either the sum of the coefficients of the kernel, or 1 if the sum of coefficients is 0
V	=	the output pixel value

In cases where V is less than 0, V is clipped to 0.

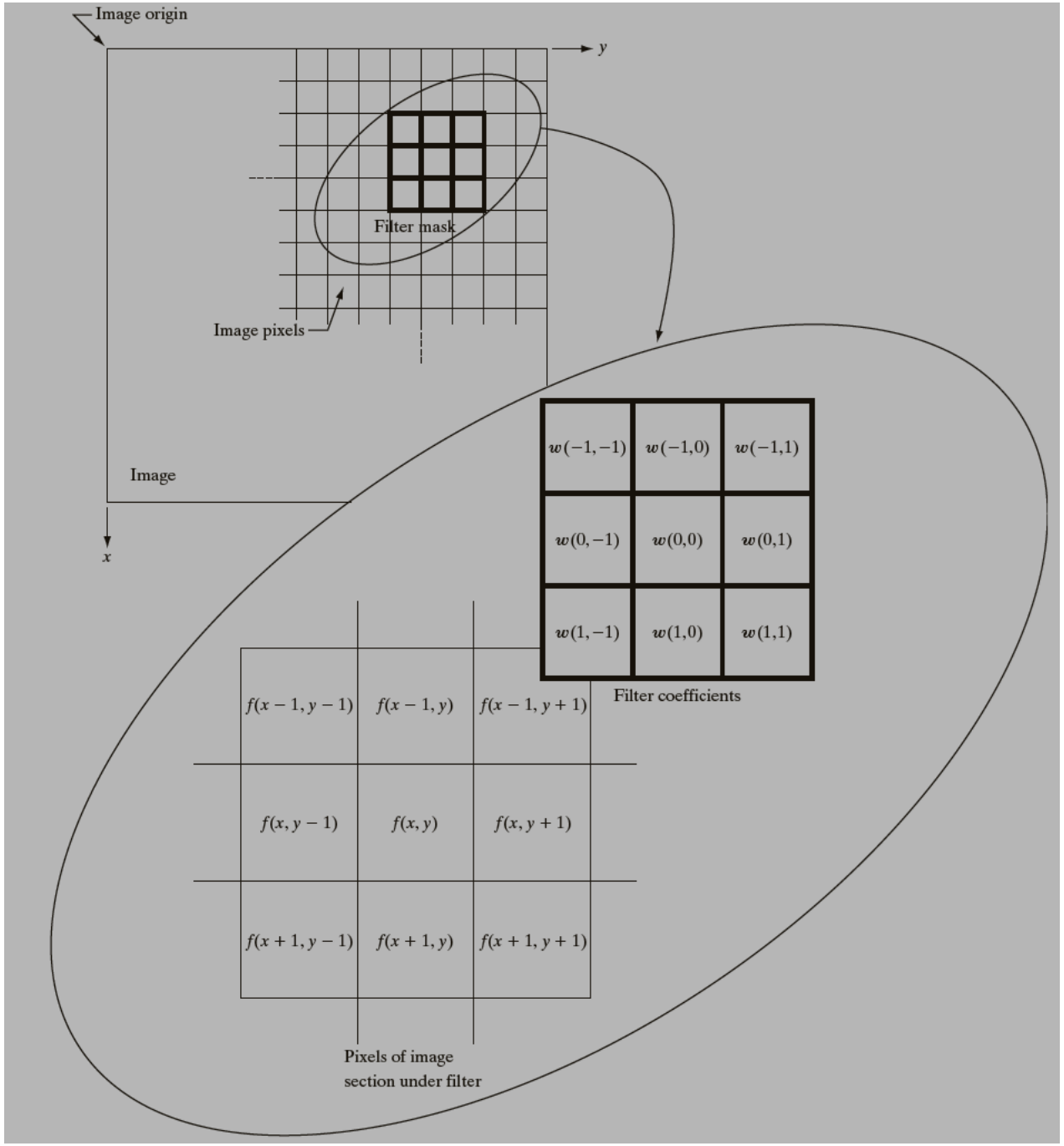
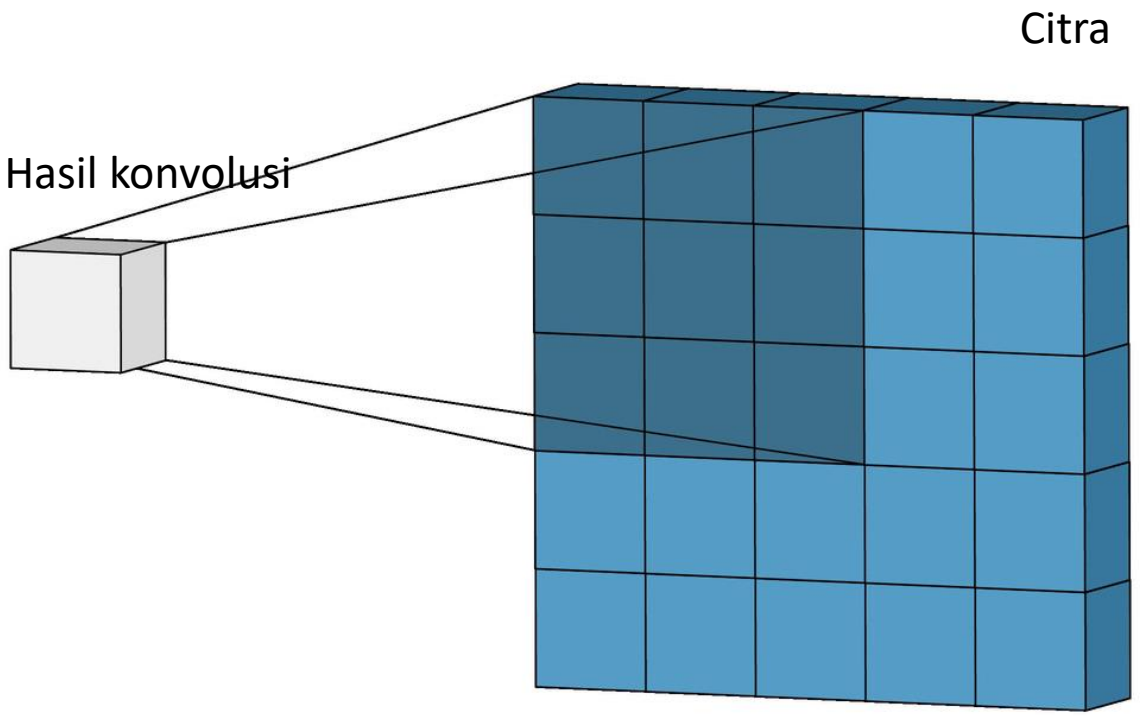


Image origin
y
Filter mask
Image pixels
Image
x
w(−1,−1) w(−1,0) w(−1,1)
w(0,−1) w(0,0) w(0,1)
w(1,−1) w(1,0) w(1,1)
Filter coefficients
f(x − 1, y − 1) f(x − 1, y) f(x − 1, y + 1)
f(x, y − 1) f(x, y) f(x, y + 1)
f(x + 1, y − 1) f(x + 1, y) f(x + 1, y + 1)
Pixels of image
section under filter

- Operasi konvolusi dilakukan dengan menggeser *kernel* di dalam citra *pixel* per *pixel*. Hasil konvolusi disimpan di dalam matriks yang baru.



Contoh 1. Misalkan citra $f(x, y)$ berukuran 5×5 dikonvolusi dengan sebuah *kernel* atau *mask* berukuran 3×3, masing-masing adalah sbb:

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} 4 & 4 & 3 & 5 & 4 \\ 6 & 6 & 5 & 5 & 2 \\ 5 & 6 & 6 & 6 & 2 \\ 6 & 7 & 5 & 5 & 3 \\ 3 & 5 & 2 & 4 & 4 \end{bmatrix} \qquad g(x,y) = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & \bullet\, 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$$

Catatan:
Jumlah nilai di dalam kernel =
-1 + 4 – 1 – 1 – 1 = 0.
Hasil konvolusi tidak perlu dibagi

(Keterangan: Tanda • menyatakan posisi (0, 0) dari *kernel*)

- Operasi konvolusi $f(x, y) * g(x, y)$ adalah sbb:

$$g(x, y) = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & \bullet 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$$

(1) Tempatkan *kernel* pada sudut kiri atas, kemudian hitung nilai *pixel* pada posisi (0, 0) dari *kernel*:

4	4	3	5	4
6	6	5	5	2
5	6	6	6	2
6	7	5	5	3
3	5	2	4	4

	3			

Hasil konvolusi = 3. Nilai ini dihitung dengan cara berikut:

$(0 \times 4) + (-1 \times 4) + (0 \times 3) + (-1 \times 6) + (4 \times 6) + (-1 \times 5) + (0 \times 5) + (-1 \times 6) + (0 \times 6) = 3$

$$g(x, y) = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & \bullet 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$$

(2) Geser *kernel* satu *pixel* ke kanan, kemudian hitung nilai *pixel* pada posisi 0) dari *kernel*:

4	4	3	5	4
6	6	5	5	2
5	6	6	6	2
6	7	5	5	3
3	5	2	4	4

	3	0		

Hasil konvolusi = 0. Nilai ini dihitung dengan dengan cara berikut:

$(0 \times 4) + (-1 \times 3) + (0 \times 5) + (-1 \times 6) + (4 \times 5) + (-1 \times 5) + (0 \times 6) + (-1 \times 6) + (0 \times 6) = 0$

$$g(x, y) = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & \bullet 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$$

(3) Geser *kernel* satu *pixel* ke kanan, kemudian hitung nilai *pixel* pada posisi (0, 0) dari *kernel*:

4	4	3	5	4
6	6	5	5	2
5	6	6	6	2
6	7	5	5	3
3	5	2	4	4

	3	0	2	

Hasil konvolusi = 2. Nilai ini dihitung dengan cara berikut:

$(0 \times 3) + (-1 \times 5) + (0 \times 4) + (-1 \times 5) + (4 \times 5) + (-1 \times 2) + (0 \times 6) + (-1 \times 6) + (0 \times 2) = 2$

$$g(x,y) = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & \bullet 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$$

(4) Selanjutnya, geser *kernel* satu *pixel* ke bawah, lalu mulai lagi melakukan konvolusi dari sisi kiri citra. Setiap kali konvolusi, geser *kernel* satu *pixel* ke kanan:

(i)

4	4	3	5	4
6	6	5	5	2
5	6	6	6	2
6	7	5	5	3
3	5	2	4	4

	3	0	2	
	0			

Hasil konvolusi = 0. Nilai ini dihitung dengan cara berikut:

$(0 \times 6) + (-1 \times 6) + (0 \times 5) + (-1 \times 5) + (4 \times 6) + (-1 \times 6) + (0 \times 6) + (-1 \times 7) + (0 \times 5) = 0$

$$g(x, y) = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & \bullet 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$$

(ii)

4	4	3	5	4
6	6	5	5	2
5	6	6	6	2
6	7	5	5	3
3	5	2	4	4

	4	0	8	
	0	2		

Hasil konvolusi = 2. Nilai ini dihitung dengan cara berikut:

$(0 \times 6) + (-1 \times 5) + (0 \times 5) + (-1 \times 6) + (4 \times 6) + (-1 \times 6) + (0 \times 7) +$
$(-1 \times 5) + (0 \times 5) = 2$

$$g(x,y) = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & \bullet 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$$

(iii)

4	4	3	5	4
6	6	5	5	2
5	6	6	6	2
6	7	5	5	3
3	5	2	4	4

→

	4	0	8	
	0	2	6	

Hasil konvolusi = 6. Nilai ini dihitung dengan cara berikut:

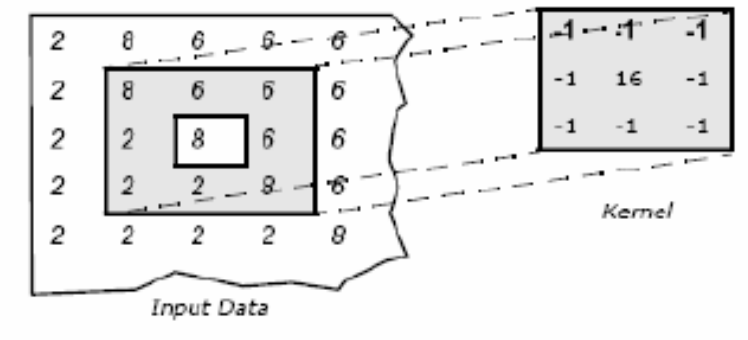
$(0 \times 5) + (-1 \times 5) + (0 \times 2) + (-1 \times 6) + (4 \times 6) + (-1 \times 2) + (0 \times 5) + (-1 \times 5) + (0 \times 3) = 6$

Dengan cara yang sama seperti di atas, maka *pixel-pixel* pada baris ketiga dikonvolusi sehingga menghasilkan:

	4	0	8	
	0	2	6	
	6	0	2	

■

More examples



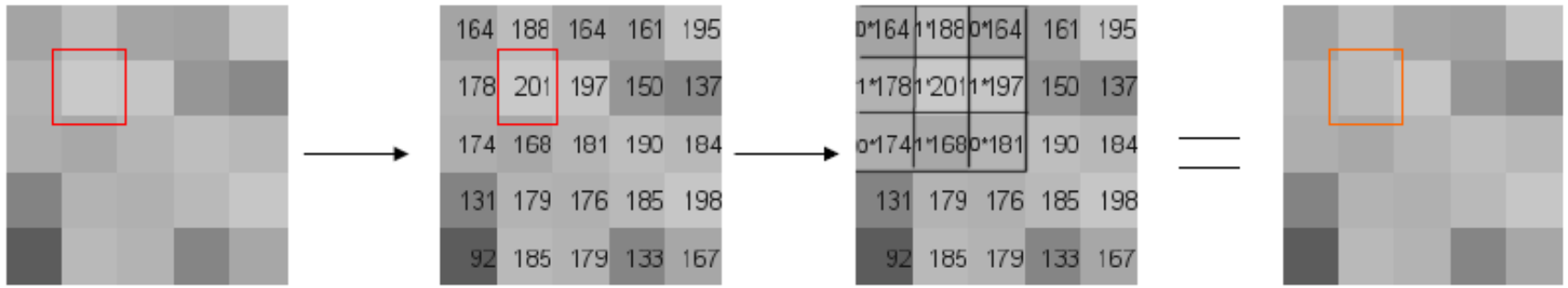
integer [(-1 × 8) + (-1 × 6) + (-1 × 6) + (-1 × 2) + (16 × 8) + (-1 × 6) +
(-1 × 2) + (-1 × 2) + (-1 × 8) ÷ (-1 + -1 + -1 + -1 + 16 + -1 + -1 + -1 + -1)]

= int [(128-40) / (16-8)]

= int (88 / 8) = int (11) = 11

Sumber: Image Convolution, Jamie Ludwig, Satellite Digital Image Analysis, 581 Portland State University

Example



Original image

Image with color values placed over it

Image with 3x3 kernel placed over it

Output image

164	188	164
178	201	197
174	168	181

Color values

0	1	0
1	1	1
0	1	0

Kernel

Divided by the sum of the kernel

932\5 = new pixel color

Sumber: Image Convolution, Jamie Ludwig, Satellite Digital Image Analysis, 581 Portland State University

- Masalah timbul bila *pixel* yang dikonvolusi adalah *pixel–pixel* pinggir (*border*), karena beberapa koefisien konvolusi tidak dapat dapat diposisikan pada *pixel-pixel* citra (efek “menggantung”),

4	4	3	5	4	?
6	6	5	5	2	?
5	6	6	6	2	?
6	7	5	5	3	
3	5	2	4	4	

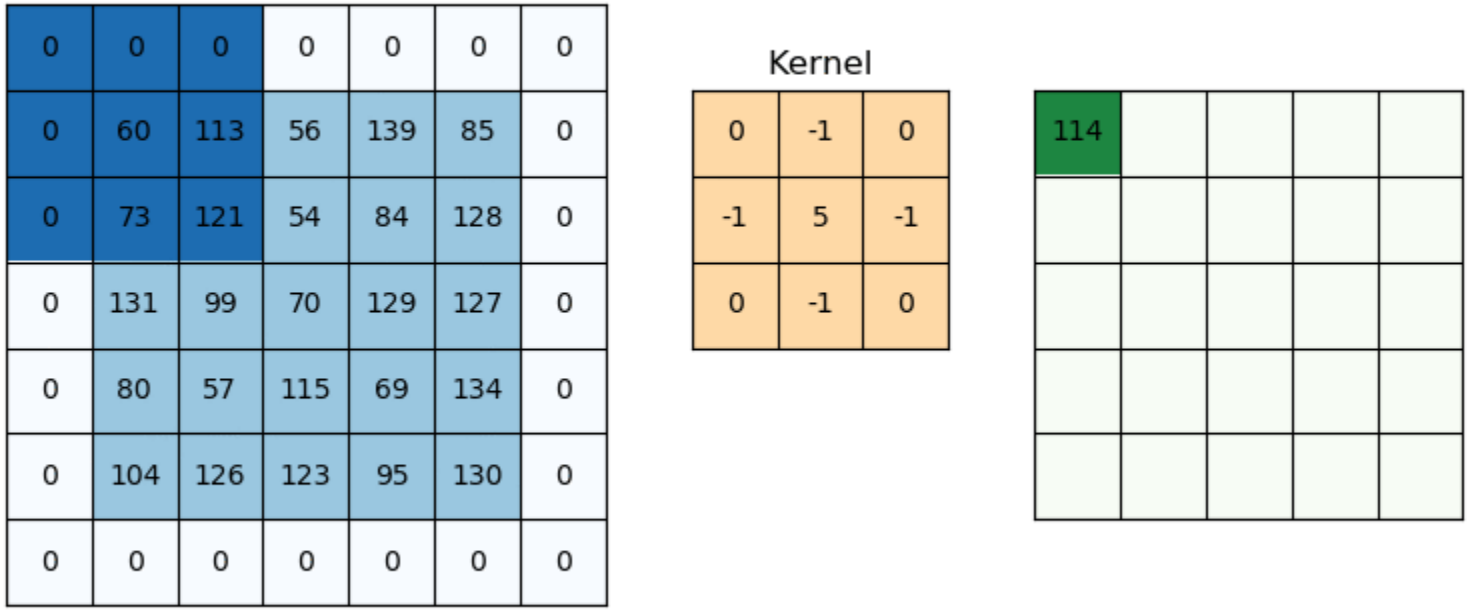
- Masalah “menggantung” seperti ini selalu terjadi pada *pixel-pixel* pinggir kiri, kanan, atas, dan bawah.

- Solusi untuk masalah ini adalah:
  1. *Pixel-pixel* pinggir diabaikan, tidak di-konvolusi. Solusi ini banyak dipakai di dalam pustaka fungsi-fungsi pengolahan citra. Dengan cara seperti ini, maka *pixel-pixel* pinggir nilainya tetap sama seperti citra asal

4	4	3	5	4
6	4	0	8	2
5	0	2	6	2
6	6	0	2	3
3	5	2	4	4

Gambar *Pixel-pixel pinggir (yang tidak diarsir) tidak dikonvolusi (dari Contoh 1)*

2. Elemen yang ditandai dengan “?” diasumsikan bernilai 0, sehingga konvolusi *pixel-pixel* pinggir dapat dilakukan. Penambahan *pixel* bernilai 0 dinamakan *padding*.

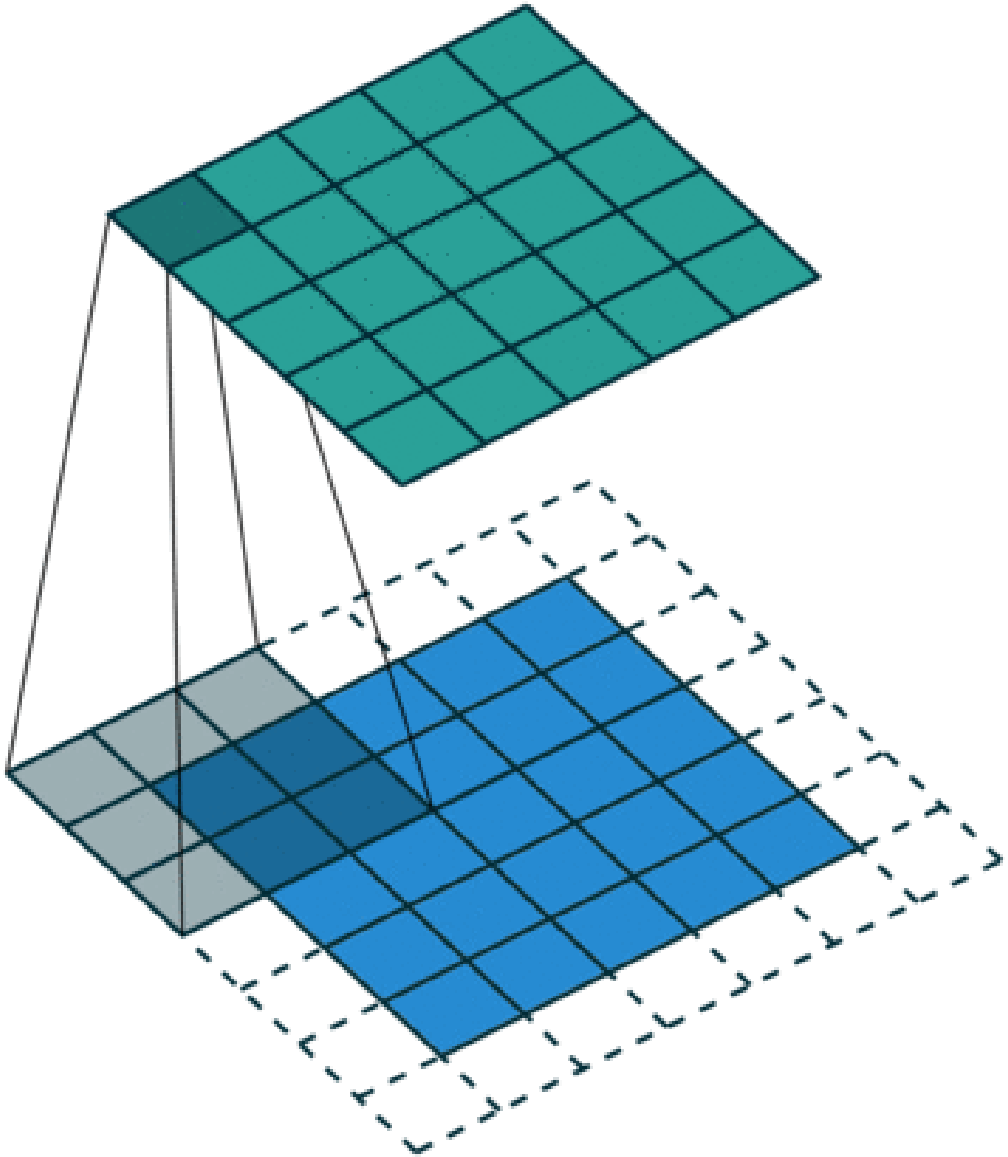


Sumber gambar: https://medium.com/@draj0718/zero-padding-in-convolutional-neural-networks-bf1410438e99

3. Duplikasi elemen citra, misalnya elemen kolom pertama disalin ke kolom *N* – 1, kolom ke-N disalin ke kolom N+1, baris pertama disalin ke barus M-1, baris ke M disalin ke baris M+1, lalu konvolusi dapat dilakukan terhadap *pixel-pixel* pinggir tersebut.

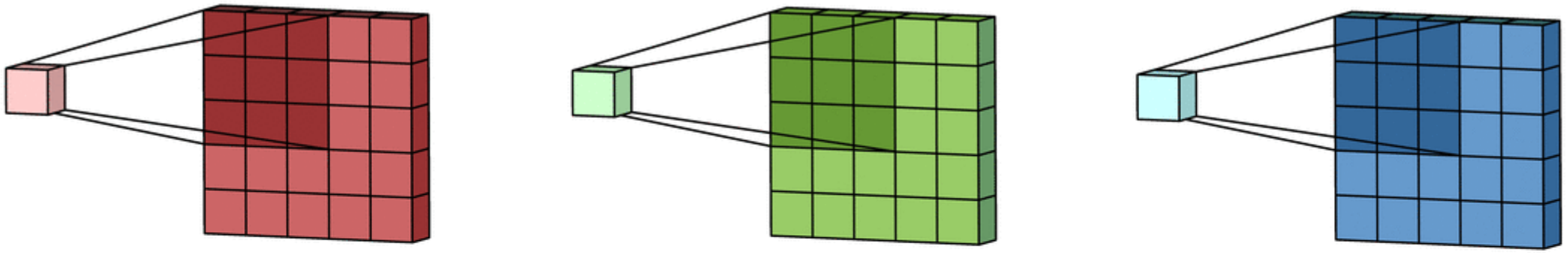
$$\begin{bmatrix} 20 & 30 & 30 & 40 & 45 \\ 25 & 35 & 40 & 42 & 40 \\ 30 & 32 & 42 & 40 & 44 \\ 35 & 38 & 41 & 45 & 48 \\ 40 & 39 & 40 & 40 & 40 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 0 & 20 & 30 & 30 & 40 & 45 & 0 \\ 20 & 20 & 30 & 30 & 40 & 45 & 45 \\ 25 & 25 & 35 & 40 & 42 & 40 & 40 \\ 30 & 30 & 32 & 42 & 40 & 44 & 44 \\ 35 & 35 & 38 & 41 & 45 & 48 & 48 \\ 40 & 40 & 39 & 40 & 40 & 40 & 40 \\ 0 & 40 & 39 & 40 & 40 & 40 & 0 \end{bmatrix}$$

- Solusi dengan ketiga pendekatan di atas mengasumsikan bagian pinggir citra lebarnya sangat kecil (hanya satu *pixel*) relatif dibandingkan dengan ukuran citra, sehingga *pixel-pixel* pinggir tidak memperlihatkan efek yang kasat mata



Sumber: https://towardsdatascience.com/a-comprehensive-guide-to-convolutional-neural-networks-the-eli5-way-3bd2b1164a53

- Untuk citra berwarna, konvolusi citra dnegan kernal dilakukan pada setiap kanal warna R, G, dan B.



Algoritma *Konvolusi citra dengan sebuah mask yang berukuran 3 × 3.*

```
void konvolusi(citra Image, citra ImageResult, imatriks Mask, int M, int N)
/* Mengkonvolusi citra Image yang berukuran M x N dengan mask 3 x 3. Hasil
konvolusi disimpan di dalam matriks ImageResult.
*/
{ int i, j;

  for (i=1; i<=M-3; i++)
    for(j=1; j<=N-3; j++)
      ImageResult[i][j]=
          Image[i-1][j-1]*Mask[0][0] +
          Image[i-1][j+1]*Mask[0][1] +
          Image[i-1][j]*Mask[0][2] +
          Image[i][j-1]*Mask[1][0] +
          Image[i][j]*Mask[1][1] +
          Image[i][j+1]*Mask[1][2] +
          Image[i+1][j-1]*Mask[2][0] +
          Image[i+1][j]*Mask[2][1] +
          Image[i+1][j+1]*Mask[2][2];
}
```

Pixel yang dikonvolusi adalah elemen (i, j). Delapan buah *pixel* yang bertetangga dengan *pixel* (i, j) adalah sbb:

i-1, j-1	i-1, j	i-1, j+1
i, j-1	i,j	i, j+1
i+1, j-1	i+1,j	i+1, j+1

Konvolusi berguna pada proses pengolahan citra seperti:

- perbaikan kualitas citra (*image enhancement*)
- penghilangan derau
- mengurangi erotan
- penghalusan/pelembutan citra
- deteksi tepi, penajaman tepi
- dll

Contoh: Untuk mendeteksi tepi-tepi di dalam citra, penapis yang digunakan adalah sebuah kernel *g* berukuran 3 x 3:

$$g(x,y) = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

```
f = imread('cameraman.bmp');
figure, imshow(I);
g = [-1 -1 -1; -1 8 -1; -1 -1 -1];
h = uint8(conv2(double(f), double(g)));
figure; imshow(ha)
```

$f(x,y)$

$* \; g(x,y) =$

$h(x,y)$

Some other kernel examples

1	1	1
1	1	1
1	1	1

Unweighted 3x3 smoothing kernel

0	1	0
1	4	1
0	1	0

Weighted 3x3 smoothing kernel with Gaussian blur

0	-1	0
-1	5	-1
0	-1	0

Kernel to make image sharper

-1	-1	-1
-1	9	-1
-1	-1	-1

Intensified sharper image

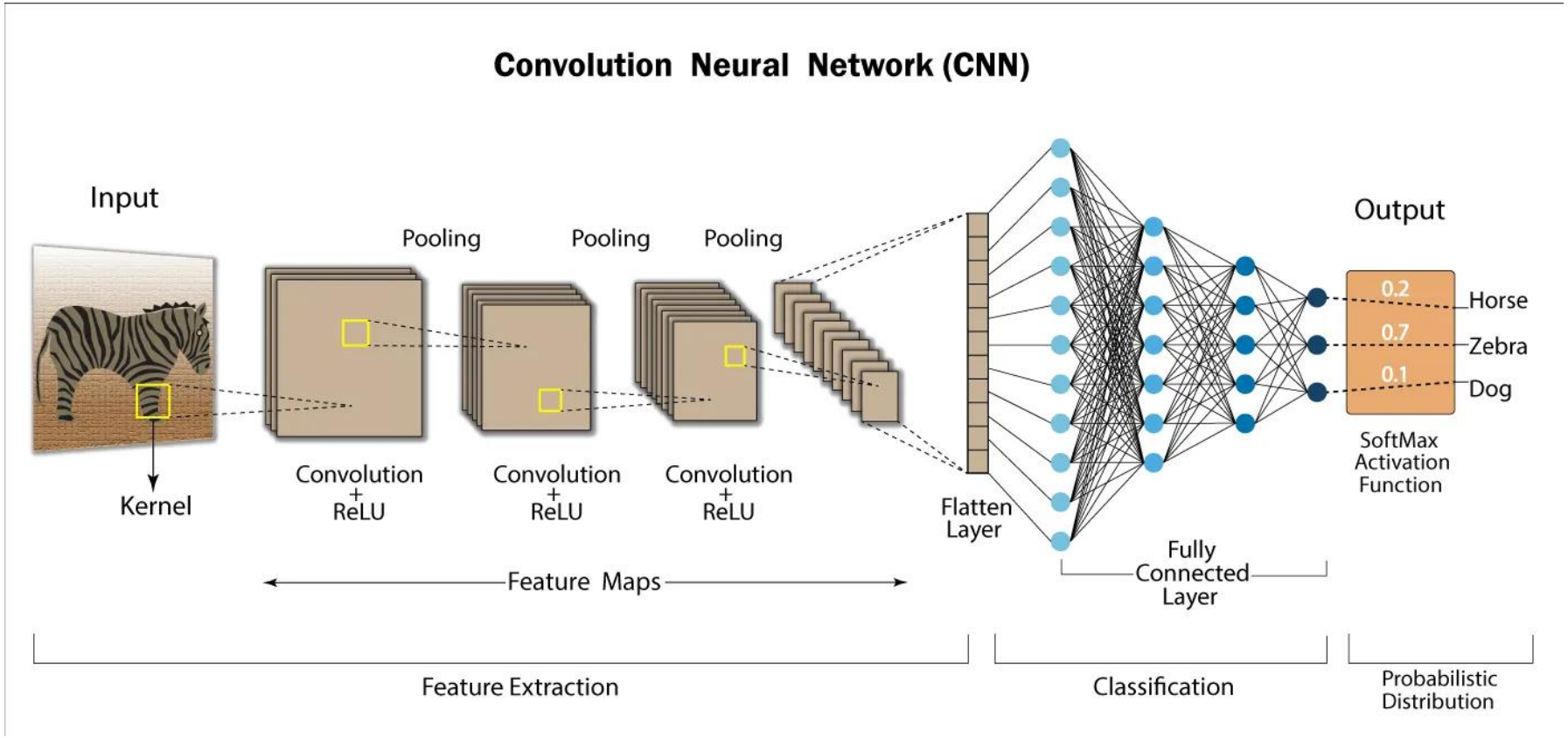
Gaussian Blur

Sharpened image

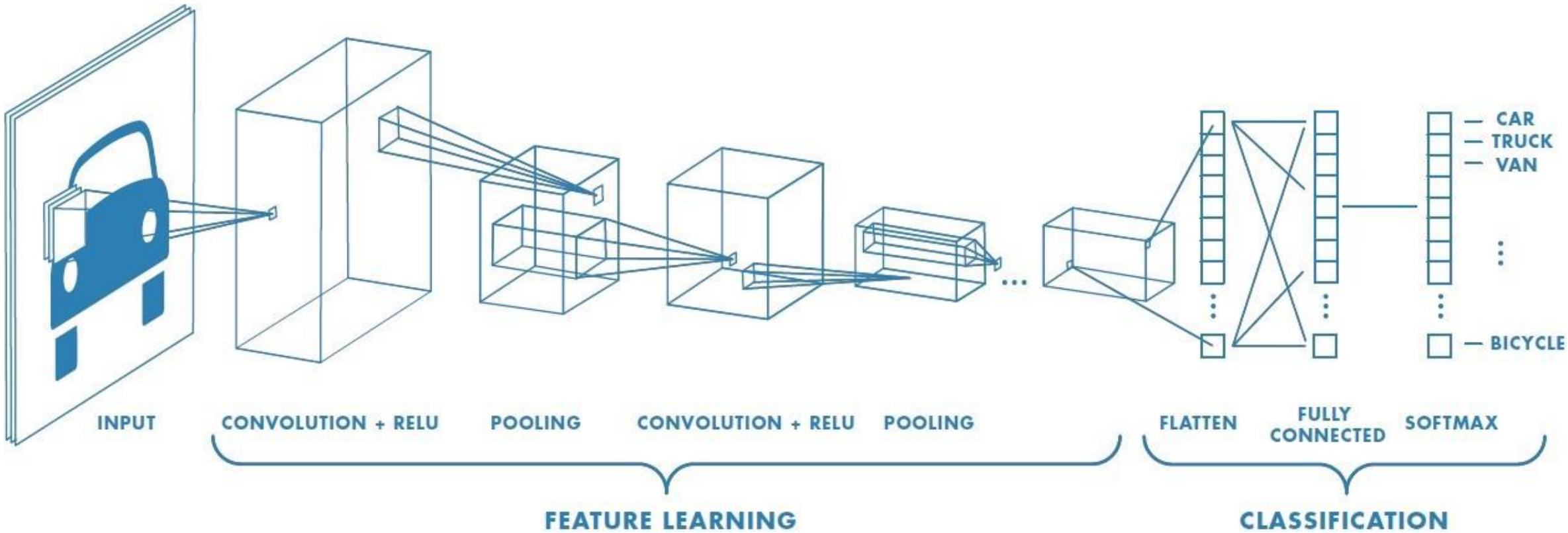
Sumber: Image Convolution, Jamie Ludwig, Satellite Digital Image Analysis, 581 Portland State University

Penggunaan Konvolusi di dalam CNN

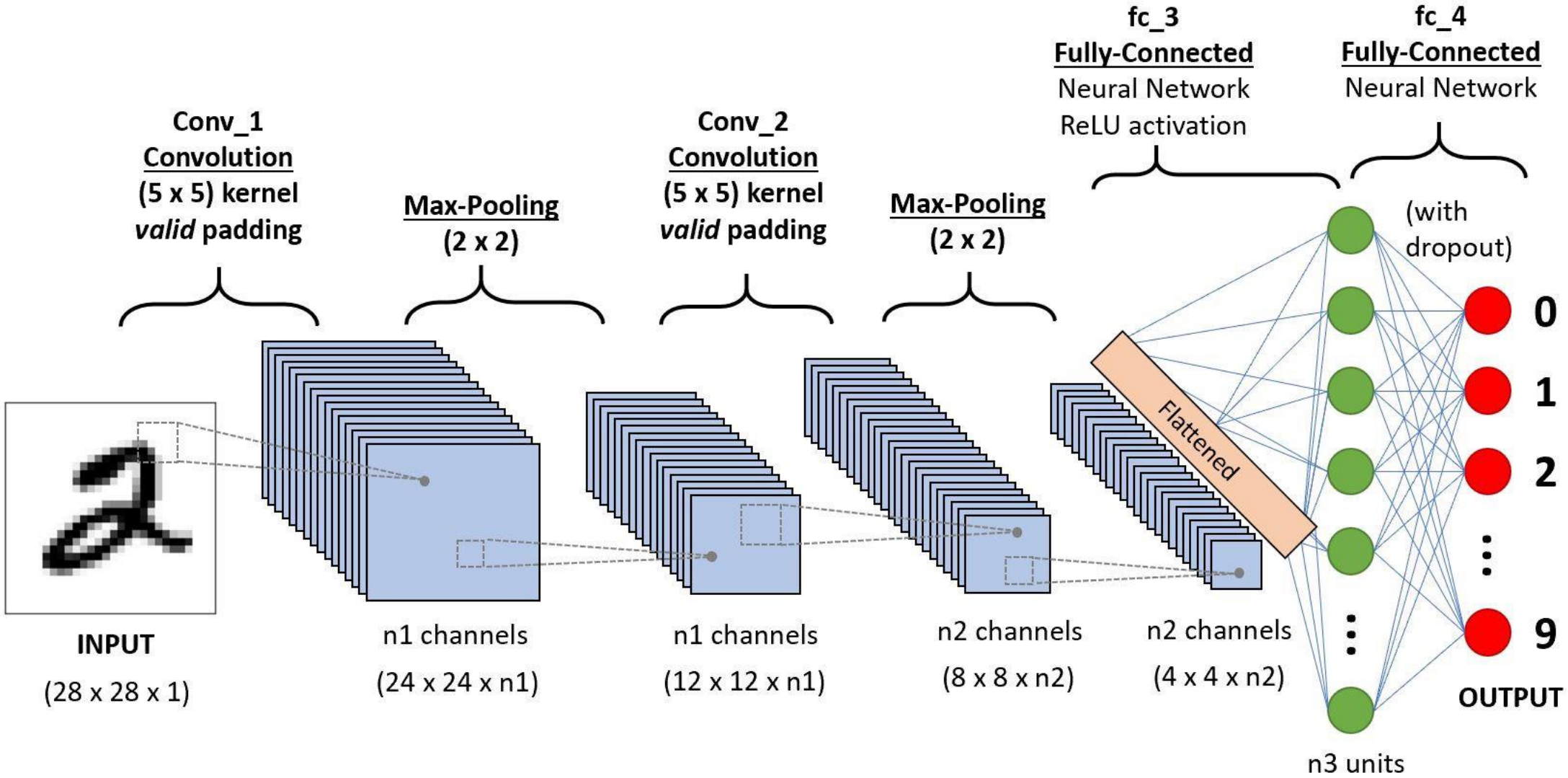
- *Convolutional Neural Network* atau CNN merupakan salah satu metode *deep learning* yang umum digunakan untuk pengenalan citra (*image recognition*).



Sumber gambar: https://developersbreach.com/convolution-neural-network-deep-learning/



Sumber gambar: https://towardsdatascience.com/a-comprehensive-guide-to-convolutional-neural-networks-the-eli5-way-3bd2b1164a53



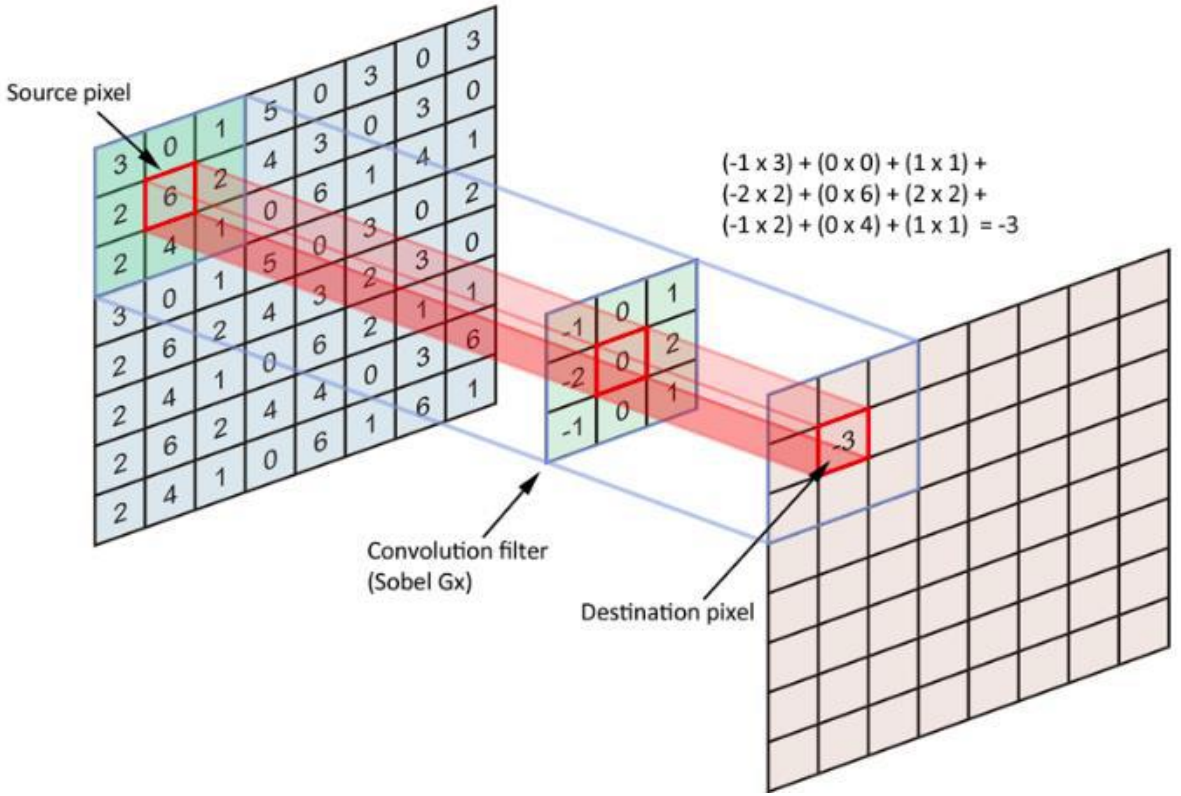
Sumber gambar: https://towardsdatascience.com/a-comprehensive-guide-to-convolutional-neural-networks-the-eli5-way-3bd2b1164a53

- *CNN* terdiri dari 3 lapisan utama:
  1. *Convolutional Layer*¸
  2. *Pooling Layer*
  3. *Fully-Connected Layer*.

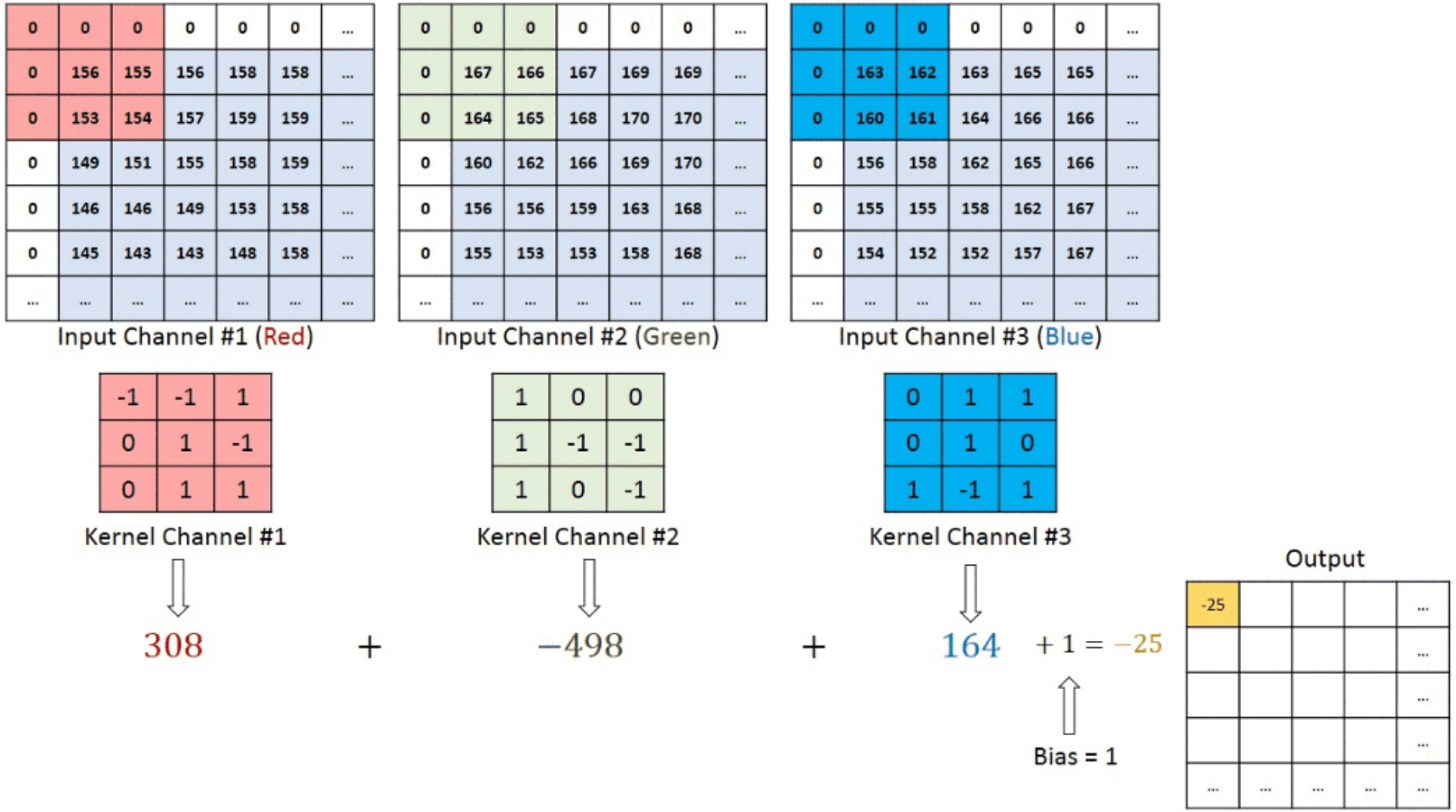
- Konvolusi citra terjadi pada lapisan *Convolutional Layer*

- Pada lapisan ini citra ditapis dengan sebuah kernel atau filter yang berukuran lebih kecil dari citra.

- Konvolusi citra dengan kernel menghasilkan matriks fitur (*feature map*)



Konvolusi pada setiap kanal warna di dalam citra RGB, lalu hasilnya dijumlahkan:



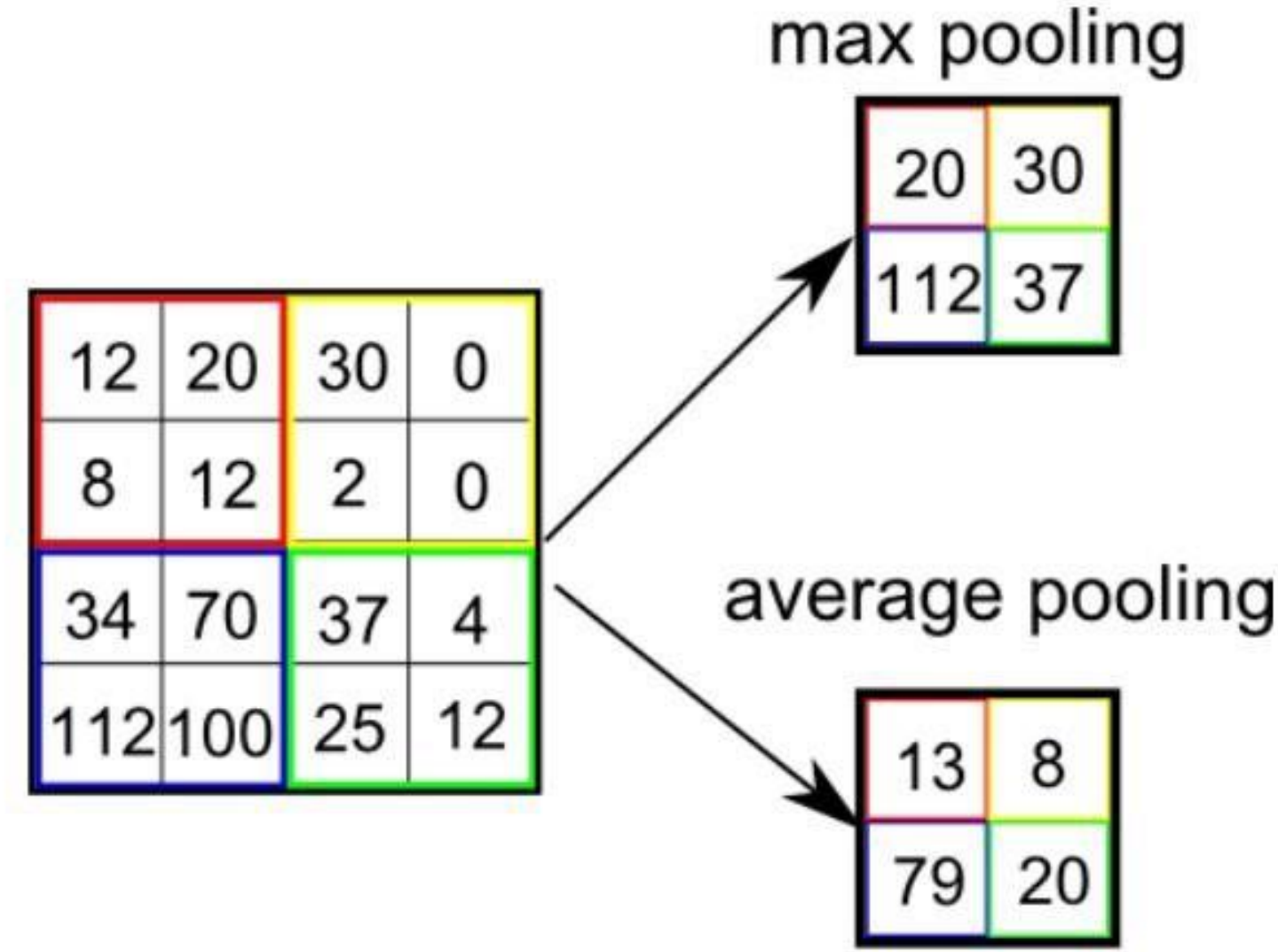
Pooling Layer

- Mirip dengan *Convolutional Layer*, *Pooling layer* bertanggung jawab untuk mengurangi ukuran spasial dari matriks fitur hasil konvolusi.

- Hal ini bertjuan untuk mengurangi daya komputasi yang diperlukan untuk memproses data melalui pengurangan dimensi

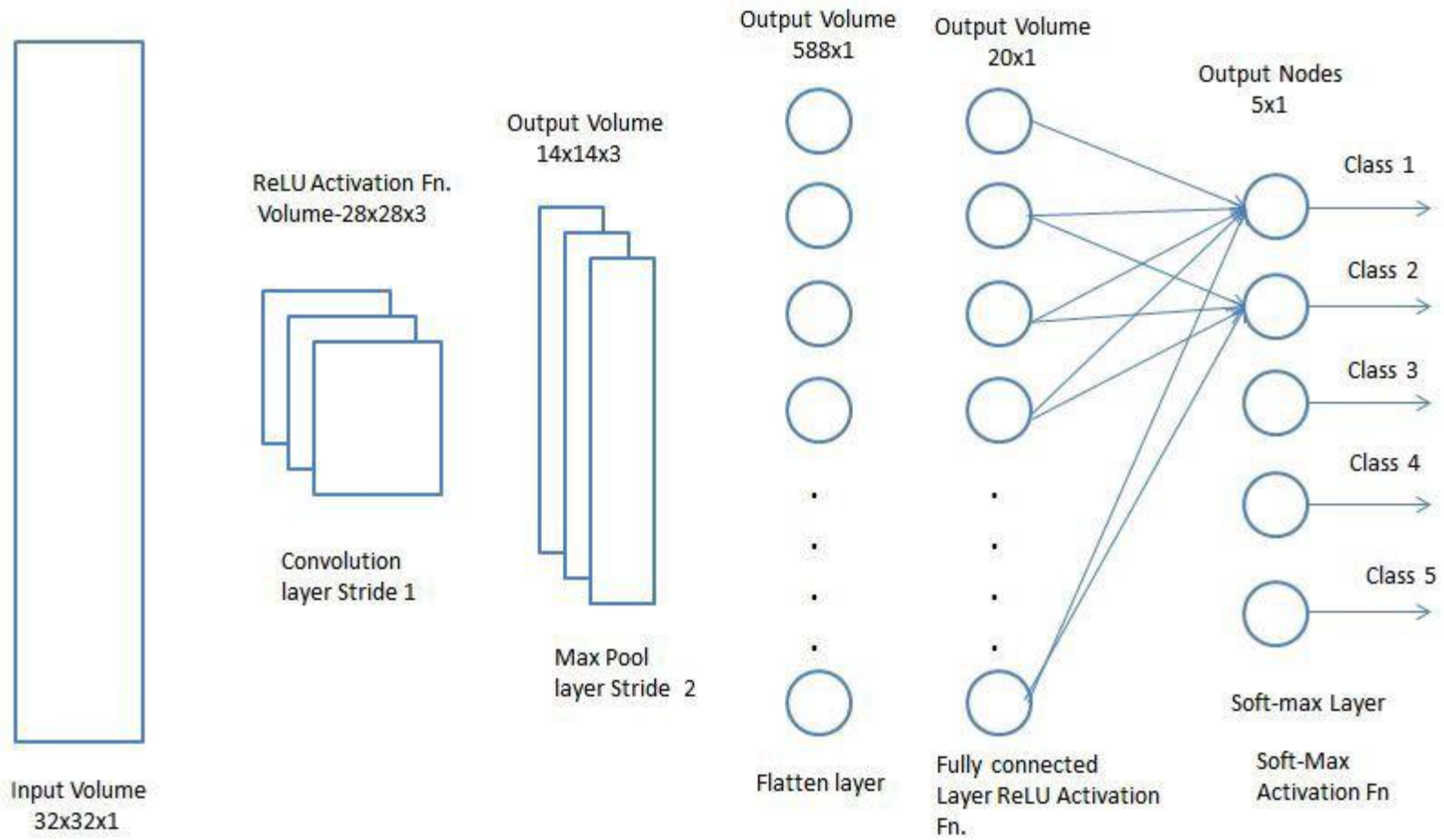
- Ada dua jenis p*ooling*: *Max Pooling* dan *Average Pooling*.

- *Max Pooling* mengembalikan nilai maksimum dari bagian gambar yang dicakup oleh kernel.
- *Average Pooling* mengembalikan rata-rata semua nilai dari bagian gambar yang dicakup oleh Kernel.



Sumber gambar: https://towardsdatascience.com/a-comprehensive-guide-to-convolutional-neural-networks-the-eli5-way-3bd2b1164a53

Classification - Fully Connected Layer



Beberapa arsitektur CNN:

1. LeNet
2. AlexNet
3. VGGNet
4. GoogLeNet
5. ResNet
6. ZFNet