

Teknik Konvolusi pada *Deep Learning* untuk *Image Processing*

Dina Dwi Affifah*, Yurika Permanasari, Respitawulan

Prodi Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Islam Bandung, Indonesia.

*dinadwiaffifah13@gmail.com,yurikapermanasari@gmail.com,respitawulan@unisba.ac.id

Abstract. Convolutional technique is a technique that can be used in quality improvement for image softening. Convolutional is the sum of the multiplication of each kernel with every point in the input function. Image Processing is a form of processing an image with a numerical process from the image, it is each pixel or point of the image is to convert it into an image matrix with degrees of gray (0-255) where each point has a value and then multiplied by the kernel matrix. After the kernel matrix, a *Stride* is needed, which is a parameter that determines the number of filter shifts. After the *Stride* process, the *Padding* process is carried out, namely adding the pixel size to a certain value. The result or output of the convolution is a *Feature Map*. In this study, the convolution process was tested with 3×3 and 2×2 kernel matrix with 1 and 2 *Strides*. The convoluted matrix with the smallest size was produced by 3×3 kernel with *Stride* 2, while the largest size was produced by 2×2 *Stride* 1 kernel. A larger *Stride* with the same kernel size results in a smaller convolution matrix size. If the kernel size is larger with the same *Stride*, a smaller convolution matrix will be produced.

Keywords: *Convolution, Image, Kernel, Stride.*

Abstrak. Teknik konvolusi adalah suatu teknik yang dapat digunakan dalam perbaikan kualitas untuk pelembutan citra. Konvolusi merupakan penjumlahan dari perkalian setiap kernel dengan setiap titik pada fungsi masukan. Pengolahan citra merupakan sebuah bentuk pemrosesan sebuah citra dengan proses numerik dari gambar tersebut, hal ini yang diproses adalah masing-masing piksel atau titik dari gambar tersebut. Proses awal untuk konvolusi pada citra adalah mengubahnya menjadi matriks citra dengan derajat keabuan (0-255) yang setiap titiknya memiliki nilai lalu dikalikan dengan matriks kernel. Setelah adanya matriks kernel diperlukan *Stride*, yaitu parameter yang menentukan berapa jumlah pergeseran filter. Setelah proses *Stride*, dilakukan proses *Padding* yaitu penambahan ukuran piksel dengan nilai tertentu. Hasil atau output dari konvolusi merupakan *Feature Map*. Pada penelitian ini diuji proses konvolusi dengan matriks kernel 3×3 dan 2×2 dengan *Stride* sebanyak 1 dan 2. Matriks hasil konvolusi dengan ukuran terkecil dihasilkan oleh kernel 3×3 dengan *Stride* 2, sedangkan ukuran terbesar dihasilkan oleh kernel 2×2 *Stride* 1. *Stride* yang lebih besar dengan ukuran kernel yang sama menghasilkan ukuran matriks konvolusi yang lebih kecil. Jika ukuran kernel lebih besar dengan *Stride* yang sama maka dihasilkan matriks konvolusi yang lebih kecil.

Kata Kunci: *Konvolusi, Citra, Kernel, Stride.*

A. Pendahuluan

Deep Learning merupakan area baru di bidang ilmu *machine learning*. Perubahan yang dibawa dari kemunculan *deep learning* menimbulkan dampak yang besar untuk bidang kecerdasan buatan [1]. *Deep Learning* merupakan metode *learning* yang memanfaatkan jaringan saraf tiruan yang berlapis-lapis. Convolutional Neural Network adalah neural network yang didesain untuk mengolah data dua dimensi. CNN termasuk dalam jenis Deep Neural Network karena kedalaman jaringan yang tinggi dan banyak diaplikasikan pada data citra. CNN juga digunakan untuk menganalisis gambar visual, mendeteksi dan mengenali objek pada citra yang terdiri dari neuron yang memiliki bobot, bias dan fungsi pengaktifan [2]. Teknik konvolusi sebagai bagian dari CNN menggunakan perhitungan matriks kernel sebagai pengali dan *Stride* sebagai jarak pergeseran. Kernel berupa matriks persegi dengan ukuran yang berbeda-beda dan *Stride* memiliki nilai yang berbeda-beda pula. Tidak ada patokan khusus dalam pemilihan ukuran kernel dan nilai *Stride*, karenanya perlu diselidiki bagaimana pengaruh ukuran kernel dan *Stride* terhadap matriks hasil konvolusi.

B. Metodologi Penelitian

Transformasi Linear

Transformasi linear merupakan dasar dalam aljabar linear yang berbentuk fungsi. Transformasi linear yang dimaksud adalah perpindahan dari satu ruang yang biasa dinamakan dengan domain ke ruang lain yang dinamakan kodomain. Salah satu pembahasan dalam perkuliahan aljabar adalah mengenai transformasi linear yaitu suatu fungsi yang dapat memetakan suatu ruang vektor ke ruang vektor yang lain, sehingga operasi standar pada ruang vektor (penjumlahan dan perkalian dengan skalar) tetap berlaku [3].

$$T: M^{n \times n} \rightarrow \mathbb{R}^{n^2} :$$

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{nn} \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} a_{11} \\ \vdots \\ a_{1n} \\ a_{21} \\ \vdots \\ a_{2n} \\ \vdots \\ a_{n1} \\ \vdots \\ a_{nn} \end{bmatrix} \quad (1)$$

Matriks $A = [a_{ij}]$ dinamakan matriks standar untuk transformasi linear T dan T disebut perkalian oleh A [4].

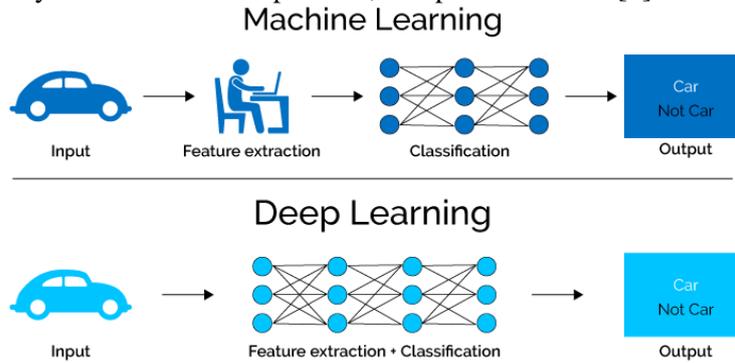
Suatu citra diperbesar searah sumbu x ataupun searah sumbu y , dicerminkan, atau kombinasi dari beberapa transformasi tersebut. Dengan matriks transformasi berikut ini, akan diperoleh efek yang berbeda [5].

Tabel 1. Efek dan Matriks Transformasi

Efek	Matriks Transformasi
Pencerminan Terhadap Sumbu y	$\begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$
Pencerminan Terhadap Sumbu x	$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}$
Pencerminan Terhadap Garis $y = x$	$\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$

Deep Learning

Deep Learning merupakan salah satu metode implementasi dari *machine learning* yang bertujuan untuk meniru cara kerja otak manusia dengan menggunakan jaringan saraf tiruan atau jaringan nalar buatan. *Deep learning* menggunakan sejumlah algoritma sebagai *neuron* untuk bekerja sama dalam menentukan dan mencerna karakteristik tertentu di suatu rangkaian data. *Deep learning* biasanya diprogram dengan kapabilitas lebih kompleks untuk mempelajari, mencerna, dan mengklasifikasikan data. *Deep Learning* merupakan teknik dalam *machine learning* yang memiliki arsitektur yang lebih *deep* dibanding dengan teknik *machine learning* lainnya dalam menyelesaikan masalah prediksi, maupun klasifikasi [6].



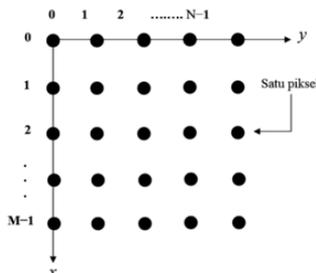
Gambar 1. Perbedaan *Machine Learning* dengan *Deep Learning*

Pada Gambar 1 perbedaan antara machine learning dengan deep learning terletak pada ekstraksi fitur. Pada machine learning dilakukan secara terpisah dengan proses klasifikasinya, namun pada deep learning proses tersebut dapat digabungkan.

Pengolahan Citra Digital

Citra adalah gambar pada bidang dua dimensi. Citra adalah suatu representasi (gambaran), kemiripan atau imitasi dari suatu objek. Citra sebagai keluaran suatu sistem perekaman data dapat bersifat optik berupa foto, bersifat analog berupa sinyal-sinyal video seperti gambar pada monitor televisi atau bersifat digital yang dapat langsung disimpan pada suatu media penyimpanan [7]. Citra ada dua macam, yaitu citra kontinu dan citra diskrit. Citra diskrit disebut juga citra digital. Komputer digital yang umum dipakai saat ini hanya dapat mengolah citra digital. Citra yang akan diolah dalam penelitian ini adalah citra digital. Sebuah gambar dapat diolah oleh komputer, gambar tersebut harus diubah ke dalam bentuk digital (matriks) [8].

Sebuah citra digital diwakili oleh matriks yang terdiri dari m baris dan n kolom, perpotongan antara baris dan kolom disebut piksel. Piksel mempunyai dua parameter, yaitu koordinat dan intensitas atau warna. Nilai yang terdapat pada koordinat (x, y) adalah $f(x, y)$, yaitu besar intensitas atau warna dari piksel titik itu. Berikut merupakan gambar sistem koordinat matriks citra digital :



Gambar 2. Sistem Koordinat yang dipergunakan untuk mewakili Citra

Artinya, sebuah citra digital dapat ditulis dalam bentuk matriks berikut :

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,M-1) \\ f(1,0) & \dots & \dots & f(1,M-1) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ f(N-1,0) & f(N-1,1) & \dots & f(N-1,M-1) \end{bmatrix}$$

Gambar 3. Matriks Citra Digital

Berdasarkan gambar di atas, maka secara matematis citra digital dapat dituliskan sebagai fungsi intensitas $f(x, y)$, harga x (baris) dan y (kolom) merupakan koordinat posisi dan $f(x, y)$ adalah nilai fungsi pada setiap titik (x, y) yang menyatakan besar intensitas citra atau tingkat keabuan atau warna dari piksel titik tersebut [9].

Image Processing atau pengolahan citra digital adalah suatu bentuk pengolahan atau pemrosesan sinyal dengan *input* berupa gambar dan ditransformasikan menjadi gambar lain sebagai *output*-nya. *Image Processing* dilakukan untuk memperbaiki kesalahan data sinyal gambar yang terjadi akibat transmisi dan akuisisi sinyal, serta untuk meningkatkan kualitas gambar agar lebih mudah diinterpretasi oleh sistem penglihatan manusia [10].

Input pada pengolahan citra adalah citra (gambar) dan keluarannya adalah citra yang sudah diperbagus kualitasnya. Misalnya, sebuah gambar yang kurang tajam warnanya, kabur *blurring* dan terdapat *noise* memerlukan proses untuk memperbaiki kualitas gambar sehingga mendapatkan kualitas gambar yang lebih baik [11].

Konvolusi pada *Deep Learning*

Konvolusi adalah operasi matematika pada dua buah fungsi f dan g yang menghasilkan fungsi ketiga $f * g$. Operasi ini menunjukkan bagaimana bentuk fungsi pertama f di modifikasi oleh fungsi kedua yaitu g . secara matematis konvolusi dituliskan sebagai :

$$h(x) = f(x) * g(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f(a).g(x-a)da \quad (2)$$

$h(x)$ = hasil kali konvolusi
 $f(x)$ = fungsi masukan (matriks citra digital)
 $g(x)$ = fungsi kernel

Persamaan 2 yang di kenal sebagai fungsi analitik bentuk integral satu dimensi, yang dalam hal ini, tanda $*$ menyatakan operator konvolusi dan peubah a adalah peubah bantu.

Untuk fungsi dengan dua dimensi, operasi konvolusi didefinisikan sebagai berikut [12]:
 Untuk fungsi analitik :

$$h(x, y) = f(x) * g(x, y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(a, b).g(x-a, y-b)dadb \quad (3)$$

$h(x,y)$ = hasil kali konvolusi
 $f(x)$ = fungsi masukan (matriks citra digital)
 $g(x,y)$ = fungsi kernel

Pada fungsi yang berbentuk diskrit konvolusi pada persamaan 2 dan 3 dimodifikasi menjadi persamaan berikut. Operasi konvolusi pada fungsi diskrit satu dimensi berbentuk

$$h(x) = f(x) * g(x) = \sum_{-\infty}^{\infty} f(a).g(x-a) \quad (4)$$

$h(x)$ = hasil kali konvolusi
 $f(x)$ = fungsi masukan (matriks citra digital)
 $g(x)$ = fungsi kernel

Konvolusi pada fungsi diskrit dua dimensi didefinisikan sebagai berikut :

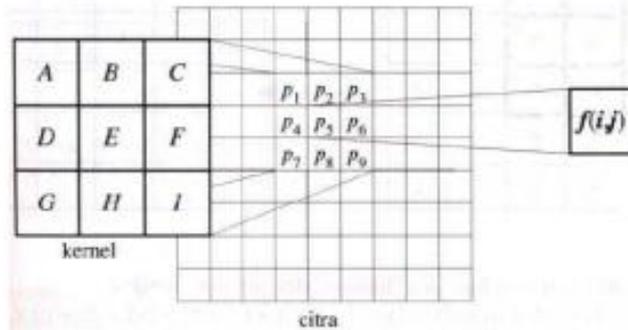
$$h(x, y) = f(x) * g(x, y) = \sum_{-\infty}^{\infty} \sum_{-\infty}^{\infty} f(a, b).g(x - a, y - b) \tag{5}$$

$h(x,y)$ = hasil kali konvolusi
 $f(x)$ = fungsi masukan (matriks citra digital)
 $g(x,y)$ = fungsi kernel

Karena dalam penelitian ini digunakan matriks citra digital yang komponennya merupakan fungsi diskrit satu dimensi maka akan digunakan persamaan 4 untuk konvolusi pengolahan citra. Selanjutnya kernel yang digunakan pada pengolahan citra biasanya berukuran terbatas, dalam artian bobot atau pengaruh dari titik-titik yang cukup jauh sudah tidak signifikan, sehingga dapat diabaikan (dianggap nol).

Pada citra digital konvolusi adalah salah satu teknik yang dapat digunakan dalam perbaikan kualitas citra untuk pelembutan citra. Pada pengolahan citra digital, konvolusi dilakukan secara dua dimensi. Dilakukannya teknik konvolusi diantaranya bertujuan untuk deteksi galur (ridge detection), penajaman citra (sharpening), dan pengaburan citra (blurring).

Setiap penyaringan akan mengalami pergeseran dan operasi dot antaradata masukan dan nilai [13]. Lapisan konvolusi secara signifikan mengalami kompleksitas model melalui optimalisasi outputnya. Berikut merupakan contoh gambar proses konvolusi matriks citra digital dan matriks kernel :



Gambar 4. Matriks Convolutional Neural Network

$$f(i, j) = Ap_1 + Bp_2 + Cp_3 + Dp_4 + Ep_5 + Fp_6 + Gp_7 + Hp_8 + Ip_9 \tag{6}$$

$f(i,j)$ = hasil citra yang sudah di konvolusi
 $A-I$ = matriks kernel
 P_1P_9 = fungsi kernel

Persamaan 6 merupakan proses konvolusi pada matriks citra $m \times n$ dengan matriks kernel berukuran 3×3 . Proses ini dilakukan dengan mengambil sub matriks berukuran 3×3 dari matriks citra yang ditransformasi menjadi vektor berukuran $3^2 = 9$ dan transformasi matriks kernel menjadi vektor $3^2 = 9$. Aturan transformasi mengikuti persamaan 1 dan 2, setelah ditransformasi menjadi vektor, dilakukan kali titik terhadap kedua vektor tersebut.

Derajat Keabuan

Sebuah citra *greyscale* merupakan citra yang hanya memiliki satu skala warna yaitu abu-abu. Adapun tujuan untuk melakukan diferensiasi terhadap citra berwarna untuk mendapatkan citra *greyscale* adalah untuk mengurangi informasi yang dibutuhkan untuk memproses setiap elemen citra. Hal ini dikarenakan warna abu-abu adalah satu warna dalam komponen warna merah, hijau dan biru yang memiliki intensitas yang sama, sehingga hanya perlu menentukan satu nilai intensitas untuk setiap elemen citra yang dibutuhkan untuk menentukan setiap elemen citra dalam sebuah citra berwarna [14].

Kernel

Kernel adalah matriks angka yang biasanya kecil yang digunakan dalam konvolusi gambar. Kernel berukuran berbeda yang berisi pola angka yang berbeda menghasilkan hasil yang berbeda di bawah konvolusi. Pada umumnya kernel berukuran $m \times n$, namun kernel yang sering digunakan berukuran 3×3 [15]. Terdapat berbagai bentuk matriks kernel 3×3 sesuai dengan efek yang dituju. Bentuk matriks ini dapat dilihat pada tabel berikut :

Tabel 2. Bentuk-Bentuk Efek Kernel

<i>Operation</i>	Kernel
<i>Ridge Detection</i>	$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 4 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$
<i>Sharpen</i>	$\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$
<i>Blurring</i>	$\frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$

Pada penelitian ini efek yang digunakan adalah *sharpening* dengan nilai $\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$. Istilah

kernel dalam penelitian ini berbeda dengan transformasi di aljabar linear elementer. Pada citra digital ini menerapkan serangkaian kernel 2 dimensi ke gambar, dan menulis setiap hasil sebagai gambar baru. Terdapat dua bentuk matriks kernel 2×2 sesuai dengan efek yang dituju. Bentuk matriks ini dapat dilihat sebagai berikut :

$$Gx = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \text{ dan } Gy = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix}$$

Pada penelitian ini digunakan matriks kernel 2×2 dengan nilai $\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}$. Untuk meningkatkan besaran koefisien matriks kernel dan mendapatkan efek yang lebih besar, sehingga ada entri tengah untuk memberikan simetri tentang setiap piksel [16].

Stride

Stride adalah parameter yang menentukan berapa jumlah pergeseran *filter*. Jika nilai *Stride* adalah 1, maka *convolutional filter* akan bergeser sebanyak 1 piksel secara horizontal lalu vertikal. Semakin kecil *Stride* maka akan semakin detail informasi yang di dapatkan dari sebuah *input*, tetapi membutuhkan juga komputasi yang lebih jika dibandingkan dengan *Stride* yang besar. Namun perlu diperhatikan bahwa dengan menggunakan *Stride* yang tidak selalu mendapatkan hasil yang baik [17].

Padding

Padding adalah penambahan ukuran piksel dengan nilai tertentu di sekitar data *input* agar hasil dari bidang reseptif tidak terlalu kecil sehingga tidak banyak informasi yang hilang. Nilai ini biasanya nol sehingga disebut dengan *zero Padding*. Hasil dari bidang reseptif berupa data tunggal. *Output* dari proses konvolusi ini dijadikan sebagai *input* untuk lapisan konvolusi selanjutnya. Jika hasil konvolusi menghasilkan nilai piksel negatif, nilai tersebut dijadikan 0. Sebaliknya jika hasil konvolusi menghasilkan nilai piksel lebih besar dari nilai keabuan maksimum (255), nilai tersebut dijadikan ke nilai keabuan maksimum [18].

Feature Map

Feature Map merupakan *output* dari proses konvolusi. Proses konvolusi merupakan proses perkalian antara nilai *input* dengan *filter*. Melalui *Feature Map*, dapat dianalisis klasifikasi berdasarkan wilayah dari berbagai aspek. Tujuan dari memvisualisasikan *Feature Map* adalah untuk memahami apa saja fitur dari *input* yang terdeteksi atau yang dipertahankan oleh model. Umumnya, semakin dalam *layer* maka semakin umum fitur yang akan diambil [19].

C. Hasil Penelitian dan Pembahasan

Proses Konvolusi Pada Citra Digital

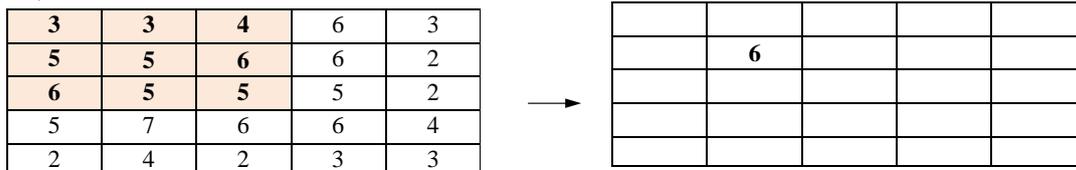
Operasi konvolusi dilakukan dengan menggeser konvolusi kernel piksel per piksel dan hasil konvolusi disimpan di dalam matriks baru. Proses Konvolusi dengan kernel 3×3 dan *Stride* 2:

Citra $f(x, y)$ yang berukuran 5×5 dan sebuah kernel atau matriks yang berukuran 3×3 dengan *Stride* sebanyak 2 masing-masing adalah :

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

Operasi konvolusi antara citra $f(x, y)$ dengan kernel $g(x, y)$, yaitu $f(x, y) * g(x, y)$ dapat diilustrasikan sebagai berikut :

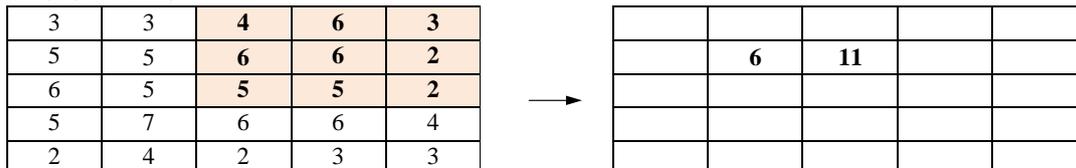
Tempatkan sub matriks pada sudut kiri atas, kemudian hitung nilai piksel pada posisi (1,1) dari sub matriks.



Nilai ini dihitung dengan cara berikut :

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

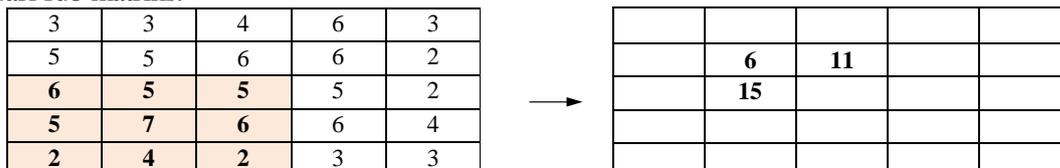
Geser sub matriks dua piksel ke kanan, kemudian hitung nilai piksel pada posisi (1,3) dari sub matriks.



Nilai ini dihitung dengan cara berikut :

$$(0 \times 4) + (-1 \times 6) + (0 \times 3) + (-1 \times 6) + (5 \times 6) + (-1 \times 2) + (0 \times 5) + (-1 \times 5) + (0 \times 2) = 11$$

Geser sub matriks dua piksel ke bawah, kemudian hitung nilai piksel pada posisi (3,3) dari sub matriks.



Nilai ini dihitung dengan cara berikut :

$$(0 \times 6) + (-1 \times 5) + (0 \times 5) + (-1 \times 5) + (5 \times 7) + (-1 \times 6) + (0 \times 2) + (-1 \times 4) + (0 \times 2) = 15$$

Selanjutnya, geser sub matriks dua piksel ke kanan, lalu mulai lagi melakukan konvolusi dari sisi kiri citra. Setiap kali konvolusi, geser sub matriks dua piksel ke kanan :

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

→

	6	11		
	15	12		

Nilai ini dihitung dengan cara berikut :
 $(0 \times 5) + (-1 \times 5) + (0 \times 2) + (-1 \times 6) + (5 \times 6) + (-1 \times 4) + (0 \times 2) + (-1 \times 3) + (0 \times 3) = 12$

Berikut merupakan hasil dari matriks yang telah di konvolusi :

Tabel 3. Pixel-pixel pinggir (yang tidak diarsir tidak di konvolusi)

3	3	4	6	3
5	6	11	6	2
6	15	12	5	2
5	7	6	6	4
2	4	2	3	3

Pengaruh Kernel dan Nilai *Stride*

Berdasarkan hasil perhitungan yang telah dilakukan terlihat bahwa ukuran kernel dan *Stride* yang berbeda akan menghasilkan ukuran matriks hasil konvolusi yang berbeda pula. Ukuran kernel, *Stride*, dan matriks hasil yang bersesuaian dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 4. Tabel Ukuran Kernel, *Stride*, Matriks Hasil

Ukuran Kernel	<i>Stride</i>	Ukuran Matriks Hasil Konvolusi
3x3	1	3x3
3x3	2	2x2
2x2	1	4x4
2x2	2	3x3

Pada tabel 2 matriks hasil konvolusi dengan ukuran terkecil dihasilkan oleh kernel 3×3 dengan *Stride* 2, sedangkan ukuran terbesar dihasilkan oleh kernel 2×2 *Stride* 1. *Stride* yang lebih besar dengan ukuran kernel yang sama menghasilkan ukuran matriks konvolusi yang lebih kecil. Jika ukuran kernel lebih besar dengan *Stride* yang sama maka dihasilkan matriks hasil konvolusi yang lebih kecil.

D. Kesimpulan

Konvolusi kernel yang digunakan berupa matriks 3×3 dan 2×2 , maka pengolahan citra yang dilakukan memberikan efek kecil namun masih terlihat perbedaan antara citra asli dengan citra yang sudah diolah. Proses awal untuk konvolusi pada citra adalah mengubahnya menjadi matriks citra dengan derajat keabuan (0 – 255) yang setiap titiknya memiliki nilai lalu dikalikan dengan matriks kernel. Setelah adanya matriks kernel dilakukan *Stride* untuk pergeseran *filter*, proses *Stride* sudah selesai lanjut proses *Padding* yaitu penambahan ukuran piksel dengan nilai tertentu. Hasil atau *output* dari konvolusi merupakan *Feature Map*. Matriks hasil konvolusi dengan ukuran terkecil dihasilkan oleh kernel 3×3 dengan *Stride* 2, sedangkan ukuran terbesar dihasilkan oleh kernel 2×2 *Stride* 1. *Stride* yang lebih besar dengan ukuran kernel yang sama menghasilkan ukuran matriks konvolusi yang lebih kecil. Jika ukuran kernel lebih besar dengan *Stride* yang sama maka dihasilkan matriks hasil konvolusi yang lebih kecil.

Acknowledge

Penulis mengucapkan terima kasih kepada kedua orang tua dan kakak yang sangat penulis cintai dan sayangi, Ibu Nevi Hartati, Bapak Rukinta, dan Teh Diniyatul Fitri yang senantiasa mendoakan, memberi motivasi, serta bantuan yang luar biasa, ibu Yurika Permanasari, S.Si., M.Kom. selaku dosen pembimbing yang telah meluangkan waktu, tenaga, dan pikirannya untuk memberikan petunjuk, pengetahuan, dan pengarahan selama menyelesaikan skripsi, ibu Respitawulan, S.Si., M.Si. selaku wali dosen yang telah memberikan pengarahan dan nasihat kepada penulis selama menjalankan perkuliahan dan selaku dosen pembimbing yang telah meluangkan waktu, tenaga, dan pikirannya untuk memberikan petunjuk, pengetahuan, dan pengarahan selama menyelesaikan skripsi, keluarga Matematika khususnya angkatan 2018 yang telah berjuang bersama penulis selama proses perkuliahan, seluruh sahabat yang telah menemani, mendoakan, menghibur, dan menyemangati penulis dan semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu, terima kasih atas doa, dukungan, dan motivasi yang diberikan kepada penulis.

Daftar Pustaka

- [1] S. Faza, "Peningkatan Kinerja Dalam Pengklasifikasian Menggunakan Deep Learning," *Thesis*, pp. 1-6, 2018.
- [2] W. S. E. Putra, "Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Pada Caltech 101," *Institut Teknologi Sepuluh Nopember*, pp. 101-102, 2016.
- [3] P. N. Andono, T. Sutojo and Muljono, *Pengolahan Citra Digital*, Yogyakarta: Penerbit Andi, 2017, pp. 3-4.
- [4] R. A. Syafnuri, Netriwati and D. D. Pratiwi, "Transformasi Linier dengan Model Pembelajaran Knisley," *Universitas Islam Negeri Raden Intan Lampung*, pp. 9-10, 2018.
- [5] P. A. Nugroho, I. Fenriana and R. Arijanto, "Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Pada Ekspresi Manusia," *Jurnal Algor*, pp. 13-15, 2020.
- [6] A. Salim, "Feature Map Pada Convolutional Neural Network (CNN)," *BISA.AI*, p. 6, 2020.
- [7] Respitawulan, *Aljabar Linear Elementer 2*, Bandung: Diktat Kuliah.
- [8] H. Rahman and Sukemi, "Noise Removal Pada Citra Digital Menggunakan Metode Gaussian Filter," *Annual Research Seminar*, p. 3, 2019.
- [9] W. S. E. Putra, "Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Pada Caltech 101," *Jurnal Teknik ITS*, pp. A67-A68, 2016.
- [10] Y. N. Nabuasa, "Pengolahan Citra Digital Perbandingan Metode Histogram Equalization dan Spesification pada Citra Abu-Abu," *J-Icon*, pp. 87-95, 2019.
- [11] D. M. ' M.T., *Aljabar Linear Dasar*, Bandung: Penerbit Erlangga, 2013.
- [12] P. Kar and H. Karnick, "Random Feature Maps for Dot Product Kernels," *purushot, hk India*, pp. 584-585, 2012.
- [13] Imersa, "Apa Itu Image Processing," *Imersa Lab*, 2018.
- [14] S. Ilahiyah and A. Nilogiri, "Implementasi Deep Learning Pada Identifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network," *Universitas Muhammadiyah Jember*, p. 50, 2018.
- [15] R. Gulton, "Konvolusi dan Transformasi Fourier," *Sites Google (Matematika dan Statistika untuk Komputasi)*, p. 1, 2021.
- [16] C. Gerarldy and C. Lubis, "Pendeteksian dan Pengenalan Jenis Mobil Menggunakan Algoritma You Only Look Once dan Convolutional Neural Network," *Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi*, p. 198, 2018.

- [17] Geof, "Kernel Filter 2D," *GitHub*, 2022.
- [18] W. Gazali, H. Soeparno and J. Ohliati, "Penerapan Metode Konvolusi Dalam Pengolahan Citra Digital," *Binus University*, pp. 5-6, 2012.
- [19] S. Faza, "Peningkatan Kinerja Dalam Pengklasifikasian Menggunakan Deep Learning," *Universitas Sumatera Utara*, pp. 1-6, 2018.
- [20] Ade, "Image Processing," *Referensi Teknologi dan Elektronika Indonesia*, 2012.
- [21] Tugiono, Hafizah and A. H. Nasyuha, "Implementasi Pengolahan Citra Dengan Menggunakan Teknik Konvolusi Untuk Pelembutan Citra (Image Smoothing) Dalam Operasi Reduksi Noise," *Jurnal Ilmiah Saindikom*, pp. 151-153, 2017.
- [22] Pratama Herlangga Jaka, Ramdani Yani. (2022). *Membangun Fungsi Green untuk Persamaan Diferensial Linear Non Homogen Orde-2 Koefisien Konstan*. *Jurnal Riset Matematika*, 2(1), 50-58.