

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Pengenalan wajah merupakan salah satu teknik biometrik yang masih terus dikembangkan hingga saat ini. Implementasi pengenalan wajah terdapat di beberapa aplikasi seperti keamanan, absensi, dan lainnya [1][2][3]. Dalam pengembangannya pengenalan wajah masih mengalami permasalahan seperti variasi cahaya (iluminasi), oklusi, dan variasi pose [4].

Pada pengenalan wajah umumnya terdapat dua tahap yaitu fitur ekstraksi dan klasifikasi. Terdapat beberapa metode fitur ekstraksi seperti *Principal Component Analysis* (PCA) dan *Linear Discriminant Analysis* (LDA). Disamping itu terdapat beberapa pilihan metode klasifikasi yaitu *Support Vector Machine* (SVM), *Neural Network* (NN) dan *Sparse Representation based Classification* (SRC) [5] [6] [7] [8]. Metode PCA digunakan dalam mereduksi suatu dimensi tinggi ke dimensi rendah, dengan transformasi linear [5]. Dari fungsinya tersebut PCA memiliki kekurangan yaitu kinerja kurang optimal dalam proses pemisahan kelas [6]. Dengan permasalahannya yang terjadi tersebut diusulkan metode LDA yang bekerja dalam menemukan subruang linear untuk pemisahan kelas citra, dengan memaksimalkan *fisher criterion* [6][5]. Metode SVM melakukan klasifikasi dengan cara membangun sebuah *hyper plane N dimensional* yang memisahkan data menjadi dua kategori [7]. Kelemahan dari SVM yaitu sulit digunakan untuk jumlah sampel yang banyak [9].

Menurut Wright, SRC sudah mampu mengatasi oklusi sebesar 40%, *illumination*, bahkan SRC mampu mengatasi citra terkorupsi sebesar 70% dengan tingkat akurasi diantara 92,0%-94,7% [10]. Teknik SRC cukup unggul dalam mengatasi permasalahan seperti oklusi, variasi pose, variasi ekspresi, namun dengan keung-

gulan tersebut, SRC memiliki beban komputasi yang tinggi [13]. Permasalahan mengenai beban komputasi yang tinggi tersebut dapat diatasi dengan melakukan penurunan dimensi terhadap database yang digunakan menggunakan metoda *downscale* dan proyeksi acak [13].

Pada Tugas Akhir ini dilakukan ketiga teknik *scanning* diantaranya *scanning* kolom ke baris (*column to row*), *scanning* baris ke kolom (*row to column*) dan *scanning zigzag* pada metode SRC untuk melihat pengaruh *scanning* terhadap akurasi dan waktu komputasi. Simulasi dilakukan dengan Matlab R2018a dan diuji dengan menggunakan dataset AT&T.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan diatas, dapat dirumuskan sebagai berikut:

1. Bagaimana implementasi metode *Sparse Representation based Classification* (SRC) pada pengenalan wajah?
2. Bagaimana pengaruh *scanning* pada metode *Sparse Representation based Classification* (SRC) terhadap akurasi dan waktu komputasi?
3. Bagaimana menerapkan teknik *scanning* kolom ke baris (*column to row*), baris ke kolom (*row to column*) dan *zigzag*.

1.3 Tujuan dan Manfaat

Tujuan dari Tugas Akhir ini yaitu:

Mengetahui dan menganalisa pengaruh teknik *scanning* pada algoritma SRC terhadap tingkat akurasi dan waktu komputasi.

Manfaat dari Tugas Akhir ini yaitu:

Dapat memilih teknik *scanning* mana yang dapat menghasilkan tingkat akurasi dan waktu komputasi yang baik.

1.4 Batasan Masalah

Batasan masalah pada Tugas Akhir ini adalah:

1. Fokus penelitian adalah pada proses penggunaan teknik *scanning* kolom ke baris, baris ke kolom, dan *zigzag* pada perubahan citra 2 dimensi menjadi 1 dimensi.
2. Dataset yang digunakan adalah citra *greyscale* AT&T.
3. Hasil yang diperoleh adalah tingkat akurasi dan waktu komputasi.

1.5 Metode Penelitian

Pengerjaan Tugas Akhir ini menggunakan metode penelitian sebagai berikut:

1. Studi Literatur

Studi literatur dilakukan dengan mempelajari teori dasar mengenai topik yang dibahas pada Tugas Akhir antara lain pengenalan wajah, teknik *scanning*, *Sparse Representation Classification* (SRC).

2. Pengumpulan Data

Mengumpulkan data-data yang diperlukan pada Tugas Akhir ini. Data berupa citra wajah manusia diperoleh dari *Kaggle* yang merupakan *platform* yang digunakan untuk menampung dataset dari berbagai *data scientist*.

3. Perancangan Sistem

Perancangan sistem bertujuan untuk menentukan suatu metode yang akan digunakan pada Tugas Akhir. Tugas Akhir ini *input* berupa matriks dari citra wajah manusia yang kemudian akan diklasifikasi menggunakan metode *Sparse Representation Classification* (SRC). Sistem dilakukan pada perangkat lunak MATLAB.

4. Pengujian Sistem

Pengujian sistem dilakukan untuk menguji apakah sistem yang dibuat sudah sesuai dengan yang direncanakan atau sistem masih membutuhkan perbaikan.

5. Analisa Pengujian Sistem

Analisa dilakukan untuk menganalisa hasil tingkat akurasi dan waktu ketika sistem berhasil dilakukan pengujian.

6. Penarikan Kesimpulan

Semua tahapan yang telah dilakukan pada simulasi sistem dan mendapatkan hasil yang akan dianalisa maka akan ditarik kesimpulan dari hasil pengujian .

1.6 Sistematika Penulisan

Penulisan Tugas Akhir ini dibagi menjadi beberapa topik bahasan yang disusun secara sistematis sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Pada Bab I menjelaskan latar belakang, tujuan, manfaat, rumusan masalah, batasan masalah, metode penelitian, dan sistematika penulisan.

BAB II DASAR TEORI

Pada Bab II menjelaskan teori dasar yang digunakan pada Tugas Akhir.

BAB III PERANCANGAN DAN SIMULASI SISTEM

Pada BAB III menjelaskan mengenai tahap perancangan sistem yang diimplementasikan dalam simulasi perangkat lunak Pengaruh Teknik *Scanning* Citra Pada Metode *Sparse Representation based Classification* untuk Pengenalan Wajah.

BAB IV PENGUJIAN DAN ANALISIS SISTEM

Pada BAB IV menjelaskan mengenai hasil yang diperoleh dari simulasi dan analisis yang sesuai dengan tujuan penelitian.

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

Pada BAB V merupakan bagian dari penutup pada penelitian yang berisi kesimpulan dan saran untuk penelitian lebih lanjut.

BAB II

DASAR TEORI

2.1 Konsep Citra

Citra merupakan salah satu informasi yang ditampilkan secara visual yang tidak dimiliki informasi yang berbentuk teks. Jenis citra yang banyak digunakan diantaranya adalah citra digital, citra analog, citra biner, citra RGB, citra *greyscale* [14]. Elemen-elemen yang terkandung dalam sebuah citra antar lain:

1. Kecerahan (*brightness*), adalah suatu intensitas cahaya dari suatu citra.
2. Kontras (*contrast*), adalah elemen yang digunakan untuk membedakan terang dan gelap dalam sebuah citra.
3. Warna, merupakan suatu persepsi yang dapat dilihat langsung oleh mata.
4. Tekstur, merupakan karakteristik atau ciri khas yang dimiliki oleh suatu objek yang terbentuk dari berbagai macam pola tertentu.

2.1.1 Citra Digital

Citra digital merupakan suatu gambar dari suatu objek nyata yang diambil menggunakan suatu perangkat digital menjadi dua dimensi. Citra digital juga dapat disebut sebagai matriks dua dimensi $f(x,y)$ dimana variabel x dan y merupakan suatu titik koordinat. Titik pertemuan antara x dan y atau pertemuan antara baris dan kolom disebut dengan piksel. Matriks citra digital dapat dilihat pada Persamaan

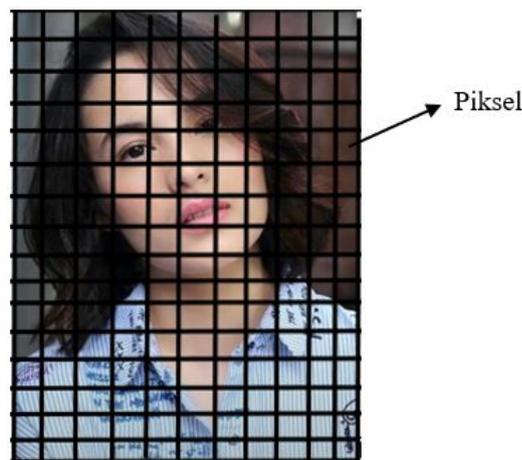
(2.1).

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,M-1) \\ f(1,0) & \dots & \dots & f(1,M-1) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ f(N-1,0) & f(N-1,1) & \dots & f(N-1,M-1) \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

Dengan M adalah jumlah piksel baris dan N adalah jumlah piksel kolom.

Proses pertama dalam pembentukan citra digital dimulai melalui akuisisi gambar. Akuisisi merupakan sebuah proses yang dilakukan untuk mentransformasikan sebuah citra dari objek nyata ke dalam bentuk objek digital. Proses akuisisi dibagi menjadi dua proses yaitu sampling dan kuantisasi. Proses sampling merupakan cara untuk menentukan koordinat dari sebuah citra dengan menggabungkan baris dan kolom. Proses kuantisasi merupakan proses untuk menentukan intensitas warna pada sebuah citra. Intensitas warna dilakukan pada masing-masing piksel.

Piksel pada citra merupakan suatu komponen sebuah titik terkecil dalam sebuah citra yang dapat dihitung per inci. Piksel terbagi dari beberapa baris dan kolom yang disebut resolusi, seperti pada Gambar 2.1. Resolusi yang semakin tinggi maka citra yang dihasilkan juga semakin bagus.



Gambar 2.1. Contoh Piksel Pada Citra

Umumnya citra memiliki resolusi masing-masing tergantung objek yang diambil. Resolusi citra merupakan tingkat kualitas dari suatu citra tersebut. Resolusi

yang semakin tinggi pada sebuah citra digital, maka tingkat kualitas citra juga semakin tinggi. Singkatnya resolusi adalah jumlah dari piksel yang menyusun suatu citra digital. Terdapat dua jenis resolusi citra digital yaitu resolusi spasial dan resolusi intensitas.

2.1.2 Citra *Greyscale*

Citra *greyscale* dapat dipresentasikan dalam bentuk *array* dua dimensi. *Array* memiliki beberapa elemen yang menampilkan *greylevel* dari suatu citra sesuai dengan posisi koordinat. *Greylevel* pada citra biasanya bernilai 0-255, nilai 0 menunjukkan level paling gelap, sedangkan nilai 255 menunjukkan level paling terang, contoh dari citra *greyscale* pada Gambar 2.3.



Gambar 2.2. Intensitas Warna *Greyscale*



Gambar 2.3. Contoh Citra *Greyscale*

2.2 *Compressive Sensing* (CS)

Compressive sensing (CS) merupakan salah satu metode yang suatu proses kompresi data. Teori *compressive sensing* dikenalkan pada tahun 2006 oleh Em-

manuel J. Candes yang digunakan untuk *recovery* terhadap sinyal [15]. Fungsi dari *compressive sensing* yaitu melakukan kompresi untuk memperkecil ukuran dari suatu citra yang dilakukan pada suatu waktu tertentu. CS dapat melakukan kompresi pada saat proses sampling. CS akan menyediakan *recovery* yang terdiri dari panjang suatu sinyal N dan *sparsity* K [16].

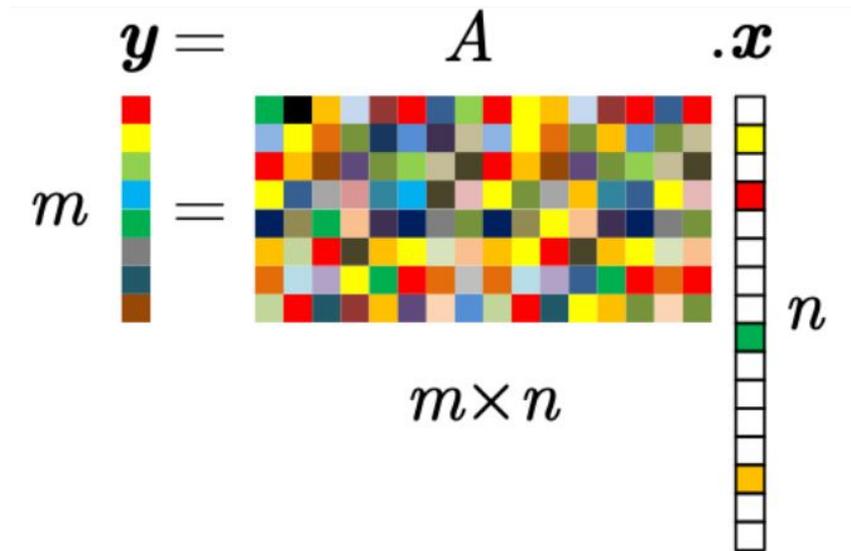
Teori mengenai CS awalnya dikemukakan oleh Harry Nyquist pada tahun 1928 [17]. Kemudian dikembangkan oleh C. E. Shannon dalam papernya [18]. Keduanya digabungkan menjadi teorema Nyquist-Shannon yang menyebutkan bahwa dibutuhkan frekuensi *sampling* 2 kali lebih tinggi daripada frekuensi dengan nilai tertinggi. Hal tersebut disebut sebagai teori *sampling* klasik yang kemudian berkembang menjadi *Compressive Sampling* atau *Compressive Sensing*. CS semakin banyak digunakan pada berbagai bidang, pada bidang kesehatan yang digunakan untuk sensor *telecardiology* [19] dan pada bidang komunikasi CS dapat digunakan untuk mengembangkan komunikasi *wireless* [20].

1. Kompresi

Compressive sensing memiliki sebuah matriks yang disebut dengan *sensing matrix*. Matrik tersebut digunakan untuk mengurangi sampel sinyal. Matrik \mathbf{x} yang terdiri dari elemen n maka sampelnya akan dikurangi menjadi matrik \mathbf{y} dengan elemen m . Sinyal \mathbf{y} merupakan hasil perkalian antara sinyal \mathbf{x} dengan matrik \mathbf{A} .

$$\mathbf{y}=\mathbf{Ax} \quad (2.2)$$

Pada Persamaan (2.2), \mathbf{y} dapat disebut sebagai sinyal hasil kompresi. Proses kompresi juga dapat dilihat pada Gambar 2.4.



Gambar 2.4. Proses *Compressive Sensing*

Dengan matrik y berdimensi $m \times n$, matrik A memiliki dimensi $m \times n$, dan pada matrik x dengan dimensi $n \times 1$.

2. Rekonstruksi

Rekonstruksi bertujuan untuk mendapatkan nilai $x \in \mathbf{R}^n$ dari persamaan $y=Ax$ dimana nilai vektor $y \in \mathbf{R}^m$ dan matriks $A \in \mathbf{R}^{m \times n}$ diketahui. Pada CS terdapat proses rekonstruksi sparsitas yang dilakukan dengan melakukan minimalisasi orde nol dengan Persamaan (2.3) [10] [21].

$$\hat{x} = \arg \min_x \|x\|_0 \text{ untuk } Ax = y \quad (2.3)$$

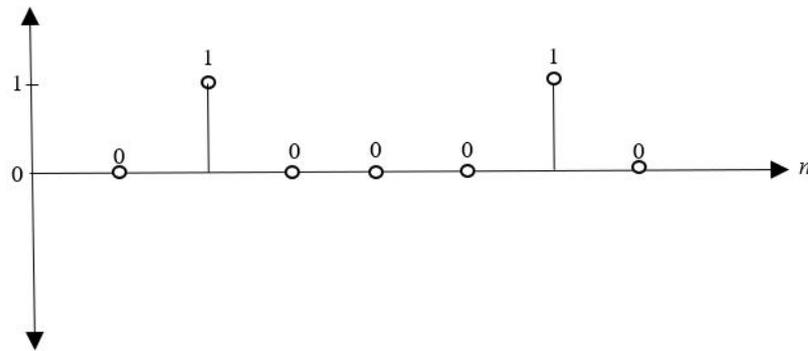
Persamaan 2.3 merupakan *NP-hard* dan tidak ada metode analisis dalam menyelesaikannya. Oleh karena itu digunakan alternatif lain selain minimalisasi orde l_0 yaitu dengan merileksasi persyaratan orde l_0 menjadi minimalisasi orde l_1 sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (2.4).

$$\hat{x} = \arg \min_x \|x\|_1 \text{ untuk } Ax = y \quad (2.4)$$

Minimalisasi l_1 memberikan hasil yang sama dengan minimalisasi l_0 .

2.2.1 Sinyal *Sparse*

Sparsity merupakan elemen yang bernilai tak nol pada sebuah sinyal. Tingkat sparsitas dinyatakan dengan k . Jumlah sparsitas dapat dilihat pada Gambar 2.5 yang memiliki $k = 2$, dimana elemen tak nolnya adalah 2.



Gambar 2.5. Contoh Sinyal *Sparse* pada Domain Waktu

Sinyal *sparse* \mathbf{x} dapat dikomposisi dengan:

$$\mathbf{x} = \boldsymbol{\psi} \hat{\mathbf{x}} \quad (2.5)$$

Dengan $\hat{\mathbf{x}}$ pada Persamaan (2.5) merupakan bentuk sinyal *sparse* pada domain waktu, $\boldsymbol{\psi}$ merupakan *sparsity basis* yang digunakan untuk mendeteksi komponen yang bersifat *sparse* pada suatu sinyal.

2.3 *Sparse Representation Classification* (SRC)

Sparse Representation merupakan metode yang digunakan untuk menghitung sparsitas pada sebuah citra. Algoritma SRC menyebutkan bahwa citra dapat dipresentasikan secara linier oleh sampel lain dari kelas yang sama. Dengan menggunakan citra yang berbeda yang kemudian diubah menjadi sebuah matriks \mathbf{A} . Pada teori Nyquist-Shannon menyebutkan bahwa jumlah sampel yang menggunakan metode SRC berukuran lebih sedikit. Pemilihan sampel harus dilakukan pemecahan terle-

bih dahulu supaya minimisasi- l_1 lebih kecil. Algoritma SRC yang digunakan untuk pengenalan wajah memungkinkan untuk mengurangi komputasi.

Metode SRC menyediakan satu set sampel yang akan digunakan untuk proses klasifikasi pengujian. Ketika sampel n pada matriks $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ dimana m adalah dimensi setiap sampel i dalam matriks $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$, maka tampilan matriks seperti pada Persamaan (2.6).

$$\mathbf{A} = [A_1, A_2, \dots, A_k] \in \mathbb{R}^{m \times n} \quad (2.6)$$

n merupakan jumlah sampel dan k merupakan jumlah kelas pada sampel[22]. Representasi linier dari y dapat ditulis sebagai sampel latih seperti pada Persamaan (2.7).

$$\mathbf{y} = \mathbf{Ax} \in \mathbb{R}^m \quad (2.7)$$

Untuk menemukan representasi *sparse* x , digunakan solusi minimisasi- l_0 pada Persamaan (2.8).

$$\hat{\mathbf{x}}_0 = \arg \min_{\mathbf{x}} \|\mathbf{x}\|_0 \text{ untuk } \mathbf{Ax} = \mathbf{y} \quad (2.8)$$

Menemukan solusi *sparsest representation* dari sebuah sistem persamaan linear yang *underdetermined* sulit untuk didekati dan NP-hard. Persamaan (2.8) sama dengan menggunakan minimisasi- l_1 seperti pada Persamaan (2.9) apabila solusi dari $\hat{\mathbf{x}}_0$ yang dicari tersebut cukup *sparse*.

$$\hat{\mathbf{x}}_1 = \arg \min_{\mathbf{x}} \|\mathbf{x}\|_1 \text{ untuk } \mathbf{Ax} = \mathbf{y} \quad (2.9)$$

Persamaan (2.9) dapat dimodifikasi dengan memperhitungkan *noise* seperti pada Persamaan (2.10).

$$\mathbf{y} = \mathbf{Ax} + \mathbf{z} \quad (2.10)$$

Dimana pada Persamaan (2.10), $\mathbf{z} \in \mathbb{R}^m$ adalah sebuah *noise* dengan energi terbatas $\|\mathbf{z}\|_2 < \epsilon$. Maka solusi *sparse* x_0 dapat dipulihkan dengan menyelesaikan

minimisasi- l_1 seperti pada Persamaan (2.11).

$$\hat{\mathbf{x}}_1 = \arg \min_{\mathbf{x}} \|\mathbf{x}\|_1 \text{ untuk } \|\mathbf{A}\mathbf{x}-\mathbf{y}\|_2 \leq \epsilon \quad (2.11)$$

Setelah permasalahan pada minimisasi- l_1 diselesaikan, langkah selanjutnya adalah menghitung residu dengan Persamaan (2.12).

$$r_i(\mathbf{y}) = \|\mathbf{y} - \mathbf{A}a_i(\hat{x}_1)\|_2 \quad (2.12)$$

nilai i pada Persamaan (2.12) yaitu $i = 1, 2, \dots, K$. Setelah nilai residu ditemukan maka *output* dapat diketahui menggunakan Persamaan (2.13).

$$class(y) = \arg \min_i r_i(y) \quad (2.13)$$

2.4 Basis Data AT&T

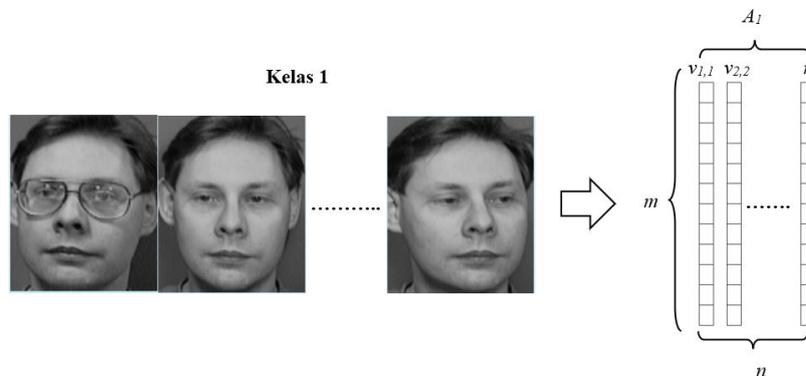
Sampel citra yang digunakan pada Tugas Akhir ini berupa basis data AT&T atau ORL dengan jenis citra *greyscale*. Database citra AT&T diperoleh melalui *website* Kaggle pada bagian *Database of Faces*. Citra AT&T akan digunakan sebagai *train set* dan *test sample* memiliki oklusi, iluminasi dan variasi pose yang beragam. Basis data AT&T dengan kata lain basis data ORL menyimpan citra berupa wajah manusia yang diperoleh dari 40 individu dengan jumlah citra sebanyak 40 sampel citra sebagai citra latih dan 40 sampel citra sebagai citra uji, seperti contoh pada Gambar 2.6. Sampel citra pada masing-masing individu memiliki 10 variasi pose yang berbeda seperti tampak depan, tampak samping kanan, tampak samping kiri, dan memakai kaca mata. Citra yang tersimpan dalam basis data AT&T merupakan jenis citra *greyscale* 8-bit dengan resolusi sebesar 92×112 piksel dan *format* penyimpanan *.pgm*.



Gambar 2.6. Contoh Citra pada Basis Data AT&T

2.5 Pembentukan *Database*

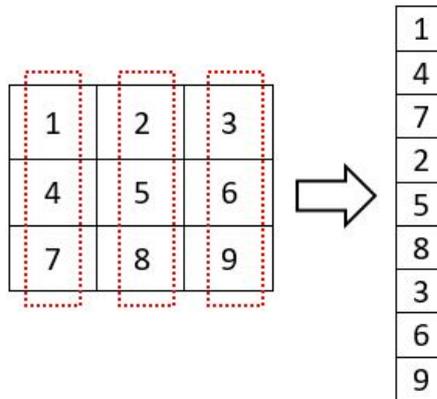
Sampel citra berupa *train set* dan *test sample* merupakan citra dua dimensi yang kemudian diubah menjadi suatu vektor satu dimensi dan menghasilkan sebuah matrik A seperti pada Gambar 2.7.



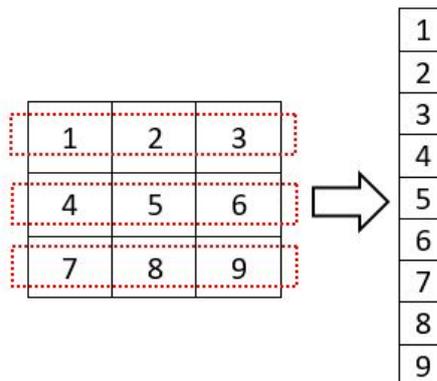
Gambar 2.7. Contoh Proses Mengubah Citra 2 Dimensi Menjadi Vektor 1 Dimensi

Contoh pada Gambar 2.7 disediakan citra dengan individu yang sama namun dengan tiga pose variasi pose yang berbeda yang disebut sebagai citra dua dimensi yang kemudian diubah menjadi suatu vektor menjadi sebuah Matrik A . Perubahan citra dapat dilakukan dengan menggunakan tiga teknik *scanning* yaitu teknik *scanning* kolom ke baris (*column to row*), baris ke kolom (*row to column*), dan *zigzag*. Teknik *scanning* kolom ke baris diilustrasikan pada Gambar 2.8. Teknik *scanning*

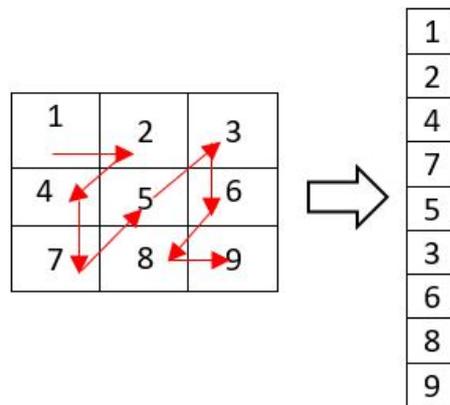
baris ke kolom diilustrasikan pada Gambar 2.9. Dan untuk teknik *scanning zigzag* diilustrasikan pada Gambar 2.10.



Gambar 2.8. Proses *Scanning* Kolom ke Baris



Gambar 2.9. Proses *Scanning* Baris ke Kolom



Gambar 2.10. Proses *Scanning Zigzag*