

PENGGUNAAN *COMPRESSIVE SENSING* PADA PENGENALAN HURUF DENGAN TULISAN TANGAN MENGGUNAKAN METODE *K-NEAREST NEIGHBOR*

Zalfa Alif Muhammad^{*1}, Gelar Budiman², Sofi Saidah³

^{1,2,3}Universitas Telkom, Bandung

Email: ¹zalfaalifmuhammad@student.telkomuniversity.ac.id, ²gelarbudiman@telkomuniversity.ac.id,

³sofisaidahfi@telkomuniversity.ac.id

*Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 27 September 2021, diterima untuk diterbitkan: 16 Desember 2022)

Abstrak

Pengambilan, pengiriman, atau pertukaran informasi berupa data sangat dibutuhkan oleh manusia. Kehidupan manusia membutuhkan informasi dengan cepat dan tepat, maka data dimanfaatkan agar tidak memakan banyak kapasitas *bandwidth* dan memori saat sampai di server. Dalam penelitian ini, dilakukan kompresi dengan teknik CS (*Compressive Sensing*). Penggunaan CS difokuskan terhadap pengenalan huruf kapital dan angka tulisan tangan yang didapatkan dari sebelas mahasiswa dengan beberapa skenario. Untuk mengetahui hal tersebut dilakukan pengumpulan data lalu diolah menggunakan *preprocessing*, CS, rekonstruksi dengan *Orthogonal Matching Pursuit*, dan proses terakhir pendeteksian menggunakan *K-Nearest Neighbor* yang didalamnya terdapat ekstraksi ciri menggunakan *Template Matching*. Setelah tahapan dirancang, dilakukan pengujian dengan beberapa skenario untuk memperoleh akurasi deteksi yang paling baik dengan mengubah parameter ukuran setiap blok pada suatu citra, mengubah baris kompresi, dan mengubah dimensi citra. Sehingga didapatkan bahwa skenario yang cocok untuk pengenalan huruf kapital dan angka adalah skenario 1 (perbandingan database citra rekonstruktif pada pengujian dengan database citra asli sebelum akuisisi CS pada pelatihan) dengan akurasi deteksi sebesar 91.95% untuk huruf kapital sedangkan untuk deteksi angka sebesar 93%.

Kata kunci: *Pengenalan Huruf Tulisan Tangan, Compressive Sensing, Template Matching, K-Nearest Neighbor*

APPLICATION COMPRESSIVE SENSING FOR HANDWRITTEN LETTERS RECOGNITION USING K-NEAREST NEIGHBOR

Abstract

Retrieval, delivery, or exchange of information in the form of data is needed by humans. Human life requires information quickly and precisely, so data are used so it doesn't take up a lot of bandwidth and memory capacity when it arrive at the server. In this study, compression was performed using the CS (Compressive Sensing) technique. The use of CS is focused on recognizing capital letters and handwritten numbers obtained from eleven students with several scenarios. To find out, the data were collected and then processed using preprocessing, CS, reconstruction with Orthogonal Matching Pursuit, and the last detection process were using K- Nearest Neighbor in which there were feature extraction using Template Matching. After the design stage, several scenarios were tested to obtain the best detection accuracy by changing the size parameters of each block in an image, changing the compression line, and changing the image dimensions. So it is found that the suiTabel scenario for recognizing capital letters and numbers is scenario 1 (comparison of the reconstructive image database in the test with the original image database before the acquisition of CS in training) with a detection accuracy of 91.95% for capital letters while for number detection it is 93%.

Keywords: *Handwriting Letters Recognition, Compressive Sensing, Template Matching, K-Nearest Neighbor*

1. PENDAHULUAN

Era saat ini sangat diperlukan pengambilan, pengiriman, atau pertukaran informasi berupa data. Untuk memanfaatkan data agar tidak memakan banyak kapasitas *bandwidth* dan memori saat sampai di server maka dilakukan kompresi. Kompresi

memiliki beberapa teknik, salah satunya yang dipakai dalam penelitian ini adalah CS (*Compressive Sensing*). CS memberikan kelebihan untuk merekonstruksi gambar aslinya dengan sempurna karena mampu mengambil manfaat atau esensi citra. CS sendiri merupakan suatu fungsi untuk

pengambilan data dengan cara *capture* atau merekam namun tidak semua data diambil hanya beberapa bagian saja (Wang *et al.*, 2016), sehingga kapasitas data yang diambil menggunakan teknik CS mendapatkan ukuran yang lebih kecil dan dapat diketahui bahwa CS berfungsi sebagai kompresi citra (Mostafa and Fakhr, 2017). Oleh karena itu penelitian ini menggunakan CS sebagai sistem kompresi

Penggunaan CS yang dikombinasikan pada pengenalan huruf dengan tulisan tangan merupakan penelitian yang secara umum baru dilakukan. Sebelumnya penelitian mengenai CS sudah banyak dilakukan tetapi tidak dikombinasikan dalam hal pengenalan tulisan. Namun ada beberapa jurnal yang mendekati dalam membahas teknik CS untuk mencocokkan dengan pengklasifikasian penulisan huruf dengan tangan yaitu pada jurnal (Tripathy and Panda, 2016), yang berisikan akurasi rata-rata pengenalan adalah 95% untuk pengklasifikasi *Support Vector Machine* (SVM). Sedangkan 94.93% untuk pengklasifikasi (*K-Nearest Neighbor*) KNN yang menjadi pengukuran CS sebagai fitur yang kredibel. Tetapi dalam penelitian yang dilakukan (Tripathy and Panda, 2016) adalah untuk mencapai akurasi yang tinggi untuk klasifikasi digit.

Pada penelitian ini, KNN digunakan karena prosesnya yang sederhana yaitu $K=1$ atau dengan kata lain saat kasus khusus klasifikasi diperkirakan berdasarkan data *training* yang paling dekat (Aulianita, 2016). Menurut (Tripathy and Panda, 2016) SVM memiliki akurasi yang tinggi pada klasifikasi digit sedangkan pada penelitian ini digunakan pada pengenalan tulisan tangan berupa huruf kapital dan angka sehingga dilakukan percobaan terhadap metode KNN yang diperkirakan akan memiliki akurasi yang tinggi atau tidak berbeda secara signifikan dengan SVM untuk klasifikasi digit.

Penelitian ini fokus untuk mendapatkan skenario yang tepat agar diperoleh akurasi yang tinggi pada pengenalan tulisan tangan berupa angka dan huruf kapital, menggunakan konsep KNN. Deteksi huruf kapital dan angka tulisan tangan penting dalam contoh kasus seperti mencegah kecurangan para siswa atau mahasiswa mengenai pengerjaan tugas yang dilakukan dengan menulis secara tidak mandiri.

Pendeteksian huruf kapital dan angka tulisan tangan dilakukan dengan menggunakan *smartphone* yang terdapat fitur kamera untuk memotret lalu mendeteksi kepemilikan tulisan tangan. Hal tersebut didalamnya terdapat sistem CS untuk mengkompresi atau mengakuisisi, lalu *template matching* sebagai ekstraksi cirinya yang ada pada dalam proses KNN, dimana dalam proses KNN sebagai klasifikasi juga terdapat SSIM (*Structural Similarity Index Measurement*) untuk membandingkan setiap skenarionya dan dilakukan perhitungan.

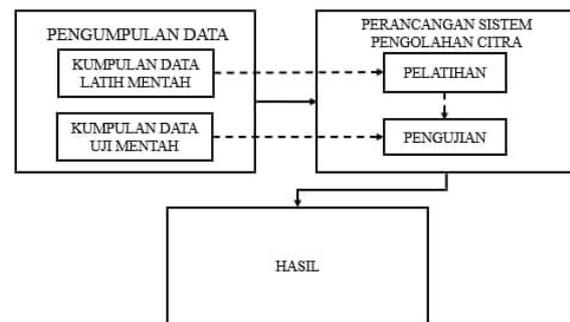
Untuk mengimplementasikan sistem tersebut, digunakan *MATLAB* yang merupakan *platform* pemrograman dengan bahasa berbasis matriks. CS

digunakan pada kasus tersebut dikarenakan jumlah siswa atau mahasiswa yang banyak, sehingga data hasil pemotretan tulisan tangan dari seluruh siswa atau mahasiswa memiliki ukuran yang besar.

Dengan adanya CS dapat memperkecil ukuran data dan mempercepat proses transmisi yaitu pengiriman data ke server karena menggunakan teknik dekomposisi OMP (*Orthogonal Matching Pursuit*). Apabila teknik CS ini bekerja secara maksimal maka akan diperoleh rasio kompresi yang maksimal yaitu mendekati nilai nol. Pada penelitian ini diharapkan mendapatkan rasio kompresi yang baik tanpa mengurangi kualitas citra yang sudah terekonstruksi. Sehingga pengenalan huruf kapital dan angka tulisan tangan dari sebelas mahasiswa dapat terealisasi dan hasilnya maksimal.

2. METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini menggunakan metode *experimental* dengan menunjukkan alur kegiatan dalam penelitian, dari proses pengumpulan data, pengolahan data, pengimplementasian, hingga mencapai hasil dan kesimpulan. Berikut metode yang diusulkan terdapat pada Gambar 1:

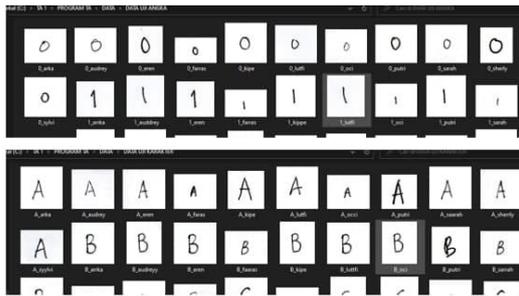


Gambar 1. Metode Penelitian

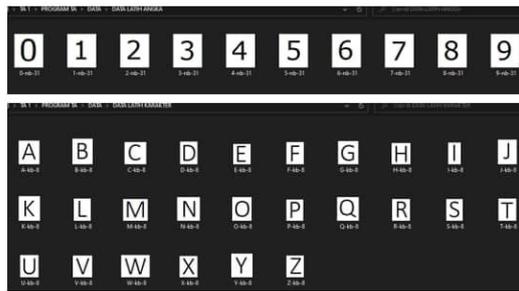
2.1. Pengumpulan Data Citra

Terdapat kumpulan data uji mentah dan kumpulan data latih mentah. Kumpulan data uji mentah adalah citra hasil potret menggunakan *smartphone* berupa tulisan tangan dan disimpan dengan format bmp. Data uji yang digunakan adalah huruf kapital (A-Z) dan angka (0-9) yang ditulis oleh masing-masing mahasiswa. Total mahasiswa yang melakukan penulisan adalah sebelas. Penulisan dilakukan diatas kertas hvs berwarna putih menggunakan tinta berwarna hitam. Berikut Gambar 2 yang merupakan kumpulan data uji berupa angka maupun huruf kapital untuk diolah.

Sedangkan data latih mentah didapatkan dengan mengetik huruf kapital (A-Z) dan angka (0-9) di *Microsoft Paint* dengan jenis *font calibri* lalu di *capture* dan disimpan dengan format png. Berikut data latih berupa angka maupun huruf kapital pada Gambar 3.



Gambar 2. Data Uji Mentah (Dokumentasi Pribadi, 2021)



Gambar 3. Data Latih Mentah (Dokumentasi Pribadi, 2021)

2.2. Perancangan Sistem Pengolahan Citra

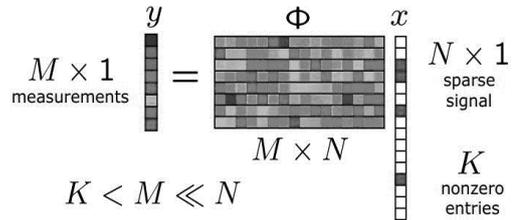
Pada tahap ini terdapat pelatihan dan pengujian yang dilakukan pada platform pemrograman yaitu *MATLAB*. Pada pelatihan terdapat proses data latih mentah yang diolah menjadi database citra asli, database citra terkompresi, dan database citra rekonstruktif yang nantinya akan diuji di pengujian. Sedangkan pada pengujian terdapat pelatihan data uji mentah yang diolah menjadi database citra asli, database citra terkompresi, dan database citra rekonstruktif yang akan dilakukan pengujian dengan database hasil pelatihan menggunakan KNN

Pada pelatihan terdapat database citra asli diperoleh melalui tahapan *preprocessing* yang didalamnya terdapat proses pengubahan citra *grayscale* menjadi citra biner dan penyeragaman dimensi citra dari citra asli (144×118, 137×116, 74×80, 101×98, dll) menjadi citra dengan dimensi 64×64, 128×128, dan 256×256.

Database citra terakuisisi atau terkompresi diperoleh melalui tahapan *preprocessing* dan CS. Untuk mendapatkan database citra terkompresi, dilakukan tahapan *preprocessing* yang sama dengan tahapan *preprocessing* pada database citra asli. Selanjutnya adalah melakukan tahapan pada CS yaitu mengubah sinyal menjadi *sparse*. Sinyal menjadi *sparse* menggunakan *discrete cosine transform* yang dikalikan dengan sinyal dalam domain waktu agar sinyal menjadi domain frekuensi dan menjadi 1 dimensi. Setelah sinyal menjadi *sparse* dan 1 dimensi, dilakukan akuisisi agar ukuran data menjadi kecil. Cara mengakuisisi dengan Persamaan 1 berikut:

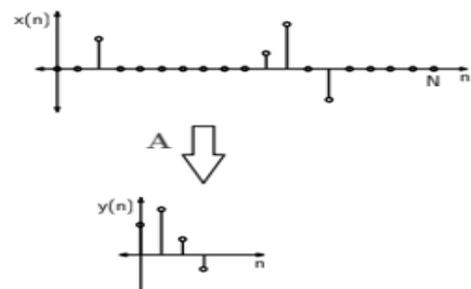
$$y = A \cdot x \tag{1}$$

Pada Persamaan 1, y merupakan matriks hasil kompresi dan juga akuisisi menggunakan CS ($y=M \times 1$), A adalah matriks generator berupa distribusi *uniform* ($A=M \times N$), dan x adalah sinyal asli yang telah *sparse* ($x=N \times 1$) (Fornasier and Rauhut, 2015). Berikut Gambar 4 yang merupakan proses CS:



Gambar 4. Struktur Matriks *Compressive Sensing* (Mostafa and Fakhr, 2017)

Jika sinyal *sparse* yang digunakan adalah dengan ketersebaran *minimum* yang disimbolkan dengan $k=1$ dapat diselesaikan dengan Persamaan 1. CS sangat cocok dan juga efektif ketika sinyal jarang atau dalam keadaan *sparse signal* yang memiliki banyak nilai 0 (Fornasier and Rauhut, 2015) seperti Gambar 5 berikut:



Gambar 5. Proses Kompres Sinyal *Sparse* (Fornasier and Rauhut, 2015)

Database citra rekonstruktif diperoleh melalui tahapan *preprocessing*, CS, dan rekonstruksi. Pada tahapan *preprocessing* dan CS yang dilakukan untuk mendapatkan database citra rekonstruktif, sama halnya dengan melakukan tahapan *preprocessing* dan CS untuk mendapatkan database citra terkompresi. Selanjutnya melakukan tahapan rekonstruksi dengan mengubah sinyal dari 1 dimensi menjadi 2 dimensi menggunakan OMP dan *inverse sparsing* menggunakan *inverse discrete cosine transform*. Pada OMP sinyal hasil CS di rekonstruksi menggunakan Persamaan 2 sebagai berikut:

$$w = A^T \cdot y \tag{2}$$

Pada Persamaan 2, A^T adalah matriks generator berupa distribusi *uniform* ($A=M \times N$) yang di *transpose*, lalu dikalikan dengan y yang merupakan matriks hasil kompresi dan juga akuisisi menggunakan CS ($y=M \times 1$) dan w adalah hasil sinyal CS yang telah direkonstruksi (Usman, 2017).

Setelah dilakukan pemulihan sinyal *sparse* menggunakan OMP, selanjutnya mengubah sinyal 1

dimensi menjadi 2 dimensi menggunakan IDCT. Perubahan ini dilakukan setiap blok pada citra. Ukuran piksel setiap blok (B) yang digunakan pada penelitian ini adalah 8 dan 16. Setiap blok dilakukan proses pengolahan sinyal dari sinyal *sparse* hingga sinyal menjadi 2 dimensi kembali, dan disimpan ke dalam setiap blok kembali. Ketika proses pada pelatihan selesai dan disimpan ke dalam database, selanjutnya adalah proses pengujian.

Pada proses pengujian sama halnya dengan proses pelatihan yaitu terdapat database citra asli, database citra terkompresi, dan database citra rekonstruktif. Hal yang membedakannya yaitu kumpulan data yang diolah agar menjadi ketiga database tersebut. Pada pelatihan kumpulan data latihan yang diolah adalah citra berupa huruf kapital (A-Z) dan angka (0-9) dengan *font calibri* yang diketik pada *Microsoft Paint* lalu di *capture* dan disimpan dengan format png. Sedangkan pada pengujian, kumpulan data uji untuk diolah atau dilatih didapatkan dari sebelas mahasiswa, dimana setiap mahasiswa menuliskan huruf kapital (A-Z) dan angka (0-9) lalu di *capture* dan disimpan dengan format bmp.

Tiga database pada pengujian, yaitu database citra asli, database citra terkompresi, dan database citra rekonstruktif diperoleh melalui tahapan yang sama dengan database yang diperoleh pada pelatihan. Hal yang membedakan selanjutnya adalah, pada pengujian terdapat proses pengujian skenario yaitu membandingkan hasil ketiga database pada pelatihan yang akan dibandingkan dengan hasil ketiga database pada pengujian. Untuk penjelasan mengenai setiap skenario akan dibahas pada bab 3.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Terdapat empat skenario pada pengujian yang dilakukan menggunakan metode KNN untuk menemukan hasil akurasi deteksi huruf kapital dan angka yang optimal, serta menemukan rasio kompresi yang terbaik yang dilakukan CS. Berikut penjelasan setiap skenario:

1. Pada skenario 1 merupakan hasil akurasi 1 (tingkat deteksi huruf kapital dan angka) dari perbandingan database citra rekonstruktif pada pengujian dengan database citra asli sebelum akuisisi CS pada pelatihan.
2. Pada skenario 2 merupakan hasil akurasi 2 (tingkat deteksi huruf kapital dan angka) dari perbandingan database citra rekonstruktif pada pengujian dengan database citra rekonstruktif pada pelatihan.
3. Pada skenario 3 merupakan hasil akurasi 3 (tingkat deteksi huruf kapital dan angka) dari perbandingan database citra terkompresi pada pengujian (domain CS) dengan database citra terkompresi (domain CS) pada pelatihan.

4. Pada skenario 4 merupakan pembanding atau menjadi acuan dari tiga skenario lainnya karena pada skenario ini adalah hasil akurasi 4 (tingkat deteksi huruf kapital dan angka) dari perbandingan database citra asli sebelum akuisisi CS pada pengujian dengan database citra asli sebelum akuisisi CS pada pelatihan. Secara singkat skenario 4 ini adalah baik pelatihan maupun pengujian masih dalam keadaan asli dan menjadikannya ideal. Apabila nilai ketiga skenario yaitu skenario 1, 2, dan 3 diatas skenario 4 maka dapat dikatakan akurasi tersebut memiliki kualitas yang baik.

Dari empat skenario tersebut, masing-masing skenario terdapat parameter yang diubah yaitu ukuran piksel setiap bloknya (B), baris kompresi (L), dan dimensi gambar ($M \times N$), yang dapat mempengaruhi akurasi 1, akurasi 2, akurasi 3, akurasi 4, PSNR, dan rasio kompresi.

Untuk parameter B diubah dengan nilai 8 dan 16. Untuk L , ketika $B=8$ maka L yang digunakan adalah 4, 8, 16, dan 32. Saat $B=16$ maka L yang digunakan adalah 4, 8, 16, 32, 64, dan 128. Selanjutnya untuk parameter $M \times N$ ukuran yang digunakan dari setiap percobaannya adalah 64×64 , 128×128 , dan 256×256 .

Mengenai P , yaitu jumlah data uji berupa citra angka tulisan tangan yang digunakan untuk pengujian skenario adalah 110. Sedangkan jumlah data uji berupa citra huruf kapital yang digunakan untuk pengujian skenario adalah 286.

Jumlah data 110 dan 286 didapatkan dari sebelas mahasiswa. Setiap mahasiswa menuliskan angka dan huruf kapital. Sehingga jumlah citra data uji yang didapatkan adalah 110 untuk jumlah citra data uji angka, dan 286 untuk jumlah citra data uji huruf kapital.

Untuk lebih jelas mengenai hasil dan pembahasan. Berikut adalah hasil pengujian parameter untuk mendapatkan akurasi deteksi huruf kapital dan angka yang optimal, serta menemukan rasio kompresi yang terbaik:

3.1. Hasil Pengujian Citra Angka

Pada Tabel 1 terdapat hasil akurasi, PSNR, dan rasio kompresi yang dapat dipengaruhi parameter ukuran piksel setiap blok ($B=8$), baris kompresi ($L=4, 8, 16, \text{ dan } 32$), dan dimensi gambar ($M \times N= 64 \times 64, 128 \times 128, \text{ dan } 256 \times 256$).

Parameter tersebut diubah-ubah pada proses pelatihan pada *MATLAB* agar dapat mengetahui akurasi tertinggi dari setiap akurasi, mengetahui PSNR tertinggi, dan mengetahui rasio kompresi terbaik yang mendekati nol. Sedangkan pada proses pengujian yang diubah pada *MATLAB* hanya jumlah data untuk pengujian.

Tabel 1. Hasil Pengujian Citra Angka ($B=8$)

| $P = 110$ | | | ACCURACY RESULTS | | | | | |
|-----------|-----|--------------|------------------|------------|------------|------------|-----------|-------------------|
| B | L | $M \times N$ | Accuracy 1 | Accuracy 2 | Accuracy 3 | Accuracy 4 | PSNR (dB) | Ratio Compression |
| 8 | 4 | 64x64 | 8% | 27% | 78% | 85% | 1.3 | 0.06 |
| 8 | 4 | 128x128 | 87% | 83% | 68% | 85% | 14.87 | 0.06 |
| 8 | 4 | 256x256 | 10% | 16% | 71% | 85% | 2.01 | 0.06 |
| 8 | 8 | 64x64 | 82% | 29% | 72% | 85% | 12.24 | 0.13 |
| 8 | 8 | 128x128 | 15% | 30% | 81% | 85% | 1.15 | 0.13 |
| 8 | 8 | 256x256 | 9% | 37% | 71% | 85% | 1.29 | 0.13 |
| 8 | 16 | 64x64 | 92% | 85% | 66% | 85% | 14.5 | 0.25 |
| 8 | 16 | 128x128 | 87% | 87% | 70% | 85% | 18.73 | 0.25 |
| 8 | 16 | 256x256 | 86% | 84% | 67% | 85% | 24.63 | 0.25 |
| 8 | 32 | 64x64 | 93% | 93% | 71% | 85% | 15.87 | 0.5 |
| 8 | 32 | 128x128 | 88% | 88% | 70% | 85% | 19.46 | 0.5 |
| 8 | 32 | 256x256 | 85% | 85% | 71% | 85% | 24.72 | 0.5 |
| Rata-rata | | | 62% | 62% | 71% | 85% | 12.56 | 0.23 |

Untuk data pengujian angka adalah 110 sedangkan untuk data pengujian huruf capital adalah 286.

Pada Tabel 1 dan Tabel 2 jumlah data pengujian yang digunakan adalah 110 karena jumlah angkanya adalah 10 (0-9) lalu dikalikan dengan sebelas mahasiswa yang masing-masing mahasiswa menuliskan angka tersebut, maka didapatlah 110. Sehingga pada Tabel 1 dapat diperoleh nilai setiap akurasi tertinggi untuk pengenalan angka tulisan tangan dari akurasi 1 = 93%, akurasi 2 = 93%, akurasi 3 = 81%, dan akurasi 4 (sebagai acuan) adalah 85%.

Akurasi 1 nilai tertingginya didapatkan saat parameter L yang digunakan adalah 32 dan parameter $M \times N$ -nya adalah 64×64 . Akurasi 2 nilai tertingginya didapatkan saat $L=32$ dan $M \times N$ -nya adalah 64×64 . Akurasi 3 nilai tertingginya didapatkan saat $L=8$ dan $M \times N$ -nya adalah 128×128 . Untuk akurasi 4 di semua nilai parameter nilainya sama karena pada akurasi 4 merupakan acuan (perbandingan antara database citra asli pada pelatihan dengan database citra asli pada pengujian).

Pada Tabel 1, nilai PSNR tertingginya adalah 24.72 sedangkan rasio kompresi terbaiknya adalah 0.06. Setiap PSNR pada Tabel 1 didapatkan dari perbandingan data pengujian citra angka asli dengan data pengujian citra angka terekonstruksi. Pada Tabel 1 terdapat PSNR dengan nilai tertinggi ketika nilai parameter L -nya adalah 32 dan nilai parameter $M \times N$ adalah 256×256 .

Setiap rasio kompresi pada Tabel 1 diperoleh melalui pembagian baris kompresi dengan ukuran piksel setiap blok yang dikuadratkan $\left(\frac{L}{B^2}\right)$. Rasio kompresi tertinggi yang didapatkan pada Tabel 1 saat parameter L -nya adalah 4. Rasio kompresi pada

Tabel 1 sangat dipengaruhi oleh parameter L , semakin tinggi nilai L maka rasio kompresi semakin tinggi. Tetapi rasio kompresi yang ideal menurut (Wang *et al.*, 2016) adalah yang mendekati nol.

Pada Tabel 2, parameter yang digunakan untuk pengujian angka adalah ukuran piksel setiap blok ($B=16$), baris kompresi ($L=4, 8, 16, 32, 64$, dan 128), dan dimensi gambar ($M \times N=64 \times 64, 128 \times 128$, dan 256×256). Proses dan tujuan untuk memperoleh hasil pengujian pada Tabel 2, sama halnya dengan proses dan tujuan untuk mendapatkan hasil pengujian pada Tabel 1.

Hal yang membedakan antara proses untuk mendapatkan hasil pada Tabel 2 dengan Tabel 1 adalah nilai parameter. Pada Tabel 2 diperoleh hasil dengan menggunakan parameter $B=16$ dan sedikit penambahan nilai parameter L yaitu 64 dan 128 . Sehingga pada Tabel 2, diperoleh nilai setiap akurasi tertinggi untuk pengenalan angka tulisan tangan dari akurasi 1 = 93%, akurasi 2 = 90%, akurasi 3 = 76%, dan akurasi 4 (sebagai acuan) adalah 85%.

Akurasi 1 nilai tertingginya terdapat dua dan bernilai sama yaitu 93%. Nilai tersebut didapatkan di dua nilai parameter L yaitu saat 32 dan 128 . Untuk parameter $M \times N$ -nya pada $L=32$ adalah 128×128 dan saat $L=128$, $M \times N$ -nya adalah 128×128 .

Akurasi 2 nilai tertingginya terdapat dua dan bernilai sama yaitu 90%. Nilai tersebut didapatkan di dua nilai parameter L yaitu saat 64 dan 128 . Untuk parameter $M \times N$ -nya pada $L=64$ adalah 128×128 dan saat $L=128$, $M \times N$ -nya adalah 128×128 .

Tabel 2. Hasil Pengujian Citra Angka ($B=16$)

| $P = 110$ | | | | | | | | |
|-----------|-----|--------------|------------------|------------|------------|------------|-----------|-------------------|
| B | L | $M \times N$ | ACCURACY RESULTS | | | | | |
| | | | Accuracy 1 | Accuracy 2 | Accuracy 3 | Accuracy 4 | PSNR (dB) | Ratio Compression |
| 16 | 4 | 64x64 | 11% | 22% | 58% | 85% | 1.59 | 0.02 |
| 16 | 4 | 128x128 | 18% | 21% | 60% | 85% | 1.99 | 0.02 |
| 16 | 4 | 256x256 | 13% | 25% | 60% | 85% | 1.99 | 0.02 |
| 16 | 8 | 64x64 | 25% | 34% | 57% | 85% | 1.46 | 0.03 |
| 16 | 8 | 128x128 | 16% | 25% | 65% | 85% | 1.90 | 0.03 |
| 16 | 8 | 256x256 | 15% | 24% | 70% | 85% | 1.97 | 0.03 |
| 16 | 16 | 64x64 | 72% | 74% | 66% | 85% | 8.89 | 0.06 |
| 16 | 16 | 128x128 | 83% | 80% | 41% | 85% | 11.77 | 0.06 |
| 16 | 16 | 256x256 | 85% | 85% | 71% | 85% | 17.37 | 0.06 |
| 16 | 32 | 64x64 | 72% | 66% | 76% | 85% | 11.24 | 0.13 |
| 16 | 32 | 128x128 | 82% | 87% | 74% | 85% | 13.42 | 0.13 |
| 16 | 32 | 256x256 | 88% | 86% | 68% | 85% | 19.16 | 0.13 |
| 16 | 64 | 64x64 | 75% | 83% | 44% | 85% | 12.79 | 0.25 |
| 16 | 64 | 128x128 | 93% | 90% | 19% | 85% | 16.06 | 0.25 |
| 16 | 64 | 256x256 | 88% | 88% | 70% | 85% | 19.81 | 0.25 |
| 16 | 128 | 64x64 | 75% | 83% | 61% | 85% | 13.23 | 0.50 |
| 16 | 128 | 128x128 | 93% | 90% | 68% | 85% | 16.16 | 0.50 |
| 16 | 128 | 256x256 | 76% | 26% | 70% | 85% | 14.27 | 0.50 |
| Rata-rata | | | 60% | 60% | 61% | 85% | 10.28 | 0.16 |

Akurasi 3 nilai teringginya didapatkan saat $L=32$ dan $M \times N$ -nya adalah 64×64 . Untuk akurasi 4 di semua nilai parameter nilainya sama karena pada akurasi 4 merupakan acuan (perbandingan antara database citra asli pada pelatihan dengan database citra asli pada pengujian).

Pada Tabel 2, nilai PSNR teringginya adalah 19.81 sedangkan rasio kompresi terbaiknya adalah 0.02. Setiap PSNR pada Tabel 2 didapatkan dari perbandingan data pengujian citra angka asli dengan data pengujian citra angka terekonstruksi. Pada Tabel 2 terdapat PSNR dengan nilai tertinggi ketika nilai parameter L -nya adalah 64 dan nilai parameter $M \times N$ adalah 256×256 .

Setiap rasio kompresi pada Tabel 2, diperoleh melalui baris kompresi yang dibagi dengan ukuran piksel setiap blok yang dikuadratkan ($\frac{L}{B^2}$). Rasio kompresi tertinggi yang didapatkan pada Tabel 2 saat parameter L -nya adalah 4. Rasio kompresi pada Tabel 2 sangat dipengaruhi oleh parameter L , semakin tinggi nilai L maka rasio kompresi semakin tinggi. Tetapi rasio kompresi yang ideal menurut (Wang *et al.*, 2016) adalah yang mendekati nol.

Setelah setiap akurasi (akurasi 1, 2, 3, dan 4) mendapatkan nilai tertinggi yang terdapat pada Tabel 1 dan Tabel 2. Selanjutnya adalah memilih akurasi tertinggi dari ke empat akurasi tersebut. Pada Tabel 1, akurasi tertinggi yaitu akurasi 1 dan akurasi 2 dengan nilai akurasi 93%. Sedangkan pada Tabel 2, akurasi tertinggi ada pada akurasi 1 dengan nilai akurasi 93%.

Namun akurasi yang dipilih hanya boleh satu akurasi, dengan pertimbangan rasio kompresi mendekati nol dan nilai PSNR yang tinggi. Untuk menentukan kasus seperti ini, apabila terdapat nilai akurasi yang sama maka dilihat rasio kompresinya, mana rasio kompresi yang lebih mendekati nol. Apabila nilai akurasi dan rasio kompresinya sama, maka dapat dilihat nilai PSNR dengan nilai tertinggi. Sehingga didapatkan akurasi dengan nilai yang optimal berdasarkan rasio kompresi dan PSNR.

Pada kasus ini diperoleh akurasi terbaik untuk deteksi angka adalah akurasi 1 dengan nilai 93% karena rasio kompresinya mendekati nol, dengan nilai 0.25 dan nilai PSNR-nya yang tinggi yaitu 16.06. Akurasi 1 adalah skenario 1 yang sudah dijelaskan sebelumnya (perbandingan database citra rekonstruktif pada pengujian dengan database citra asli sebelum akuisisi CS pada pelatihan).

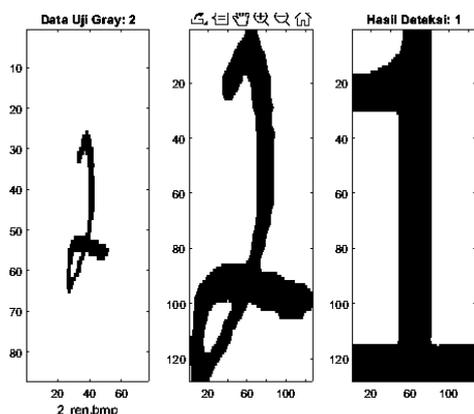
Dapat disimpulkan bahwa pada pengujian citra angka untuk mendeteksi tulisan tangan berupa angka, diperoleh akurasi deteksi yaitu 93% pada akurasi 1 (skenario 1) dengan parameter $B=16$, $L=64$, dan $M \times N=128 \times 128$.

Akurasi deteksi tidak didapatkan 100% melainkan hanya 93% karena ada beberapa tulisan berupa angka dari setiap penulis tidak dikenali. Faktor tidak dikenalnya tulisan tangan berupa angka adalah tulisan yang kurang jelas baik dari segi penulisan maupun tebal garis. Berikut Tabel 3, daftar tulisan tangan berupa angka yang tidak dikenali:

Tabel 3. Angka yang Tidak Terdeteksi

| Nama Penulis | Angka Yang Ditulis | Hasil Deteksi Angka |
|--------------|--------------------|---------------------|
| Farras | 5 | 1 |
| Kipe | 2 | 1 |
| Kipe | 9 | 3 |
| Sherly | 5 | 9 |
| Oci | 5 | 9 |
| Arka | 5 | 1 |
| Eren | 2 | 1 |
| Sarah | 8 | 9 |

Sehingga dari 110 tulisan berupa angka, terdapat 8 tulisan yang tidak terdeteksi. Jumlah tulisan tangan berupa angka yang dikenali dari 110 hanya 102 yang dikenali. Untuk contoh tulisan berupa angka yang tidak terdeteksi dapat dilihat pada Gambar 6, dimana angka dua tidak terdeteksi dua tetapi menjadi terdeteksi angka satu.



Gambar 6. Contoh Angka yang Tidak Terdeteksi (Dokumentasi Pribadi Pada Matlab, 2021)

3.2. Hasil Pengujian Citra Huruf Kapital

Pengujian citra huruf kapital menggunakan jumlah data pengujian sebanyak 286 untuk mendapatkan hasil seperti pada Tabel 4 maupun Tabel 5. Data pengujian sebanyak 286 didapatkan dari sebelas mahasiswa, dimana setiap mahasiswa menuliskan huruf kapital A-Z.

Untuk mendapatkan hasil pada Tabel 4, parameter yang digunakan adalah ukuran piksel setiap blok ($B=8$), baris kompresi ($L=4, 8, 16, \text{ dan } 32$), dan dimensi gambar ($M \times N= 64 \times 64, 128 \times 128, \text{ dan } 256 \times 256$). Pada Tabel 4, diperoleh nilai setiap akurasi tertinggi untuk pengenalan huruf kapital tulisan tangan dari akurasi 1 = 91.25%, akurasi 2 = 89.86%, akurasi 3 = 72.37%, dan akurasi 4 (sebagai acuan) adalah 85.31%.

Akurasi 1 nilai tertinggi didapatkan saat parameter L yang digunakan adalah 32 dan parameter $M \times N$ -nya adalah 64×64 . Akurasi 2 nilai tertinggi didapatkan saat $L=32$ dan $M \times N$ -nya adalah 64×64 . Akurasi 3 nilai tertinggi

didapatkan saat $L=4$ dan $M \times N$ -nya adalah 256×256 . Untuk akurasi 4 di semua nilai parameter nilainya sama karena pada akurasi 4 merupakan data asli dan menjadi acuan.

Pada Tabel 4, nilai PSNR tertingginya adalah 23.37 sedangkan rasio kompresi terbaiknya adalah 0.06. Setiap PSNR pada Tabel 4 didapatkan melalui perbandingan data pengujian citra huruf kapital asli dengan data pengujian citra huruf kapital terekonstruksi. Pada Tabel 4 terdapat PSNR dengan nilai tertinggi ketika nilai parameter L -nya adalah 32 dan nilai parameter $M \times N$ adalah 256×256 .

Setiap rasio kompresi pada Tabel 4 diperoleh melalui pembagian baris kompresi dengan ukuran piksel setiap bloknya yang dikuadratkan ($\frac{L}{B^2}$). Rasio kompresi tertinggi yang didapatkan pada Tabel 4, saat parameter L -nya adalah 4. Rasio kompresi pada Tabel 4 sangat dipengaruhi oleh parameter L , semakin tinggi nilai L maka rasio kompresi semakin tinggi. Tetapi rasio kompresi yang ideal menurut (Wang *et al.*, 2016) adalah yang mendekati nol.

Pada Tabel 5, parameter yang digunakan untuk pengujian huruf kapital adalah ukuran piksel setiap blok ($B=16$), baris kompresi ($L=4, 8, 16, 32, 64, \text{ dan } 128$), dan dimensi gambar ($M \times N= 64 \times 64, 128 \times 128, \text{ dan } 256 \times 256$). Pada Tabel 5, diperoleh nilai setiap akurasi tertinggi untuk pengenalan huruf kapital tulisan tangan dari akurasi 1 = 91.95%, akurasi 2 = 90.90%, akurasi 3 = 87.06%, dan akurasi 4 (sebagai acuan) adalah 85.31%.

Akurasi 1 nilai tertinggi didapatkan saat parameter L yang digunakan adalah 128 dan parameter $M \times N$ -nya adalah 128×128 . Akurasi 2 nilai tertinggi didapatkan saat $L=32$ dan $M \times N$ -nya adalah 128×128 . Akurasi 3 nilai tertinggi didapatkan saat $L=16$ dan $M \times N$ -nya adalah 256×256 . Untuk akurasi 4 di semua nilai parameter nilainya sama karena pada akurasi 4 merupakan acuan (perbandingan antara database citra asli pada pelatihan dengan database citra asli pada pengujian).

Pada Tabel 5 nilai PSNR tertingginya adalah 19.32 sedangkan rasio kompresi terbaiknya adalah 0.02. Setiap PSNR pada Tabel 5 didapatkan dari perbandingan data pengujian citra asli huruf kapital dengan data pengujian citra huruf kapital terekonstruksi. Pada Tabel 5 terdapat PSNR dengan nilai tertinggi ketika nilai parameter L -nya adalah 128 dan nilai parameter $M \times N$ adalah 256×256 .

Setiap rasio kompresi pada Tabel 5, diperoleh melalui pembagian baris kompresi dengan ukuran piksel setiap blok yang dikuadratkan ($\frac{L}{B^2}$). Rasio kompresi tertinggi yang didapatkan pada Tabel 5, saat parameter L -nya adalah 4. Rasio kompresi pada Tabel 5 sangat dipengaruhi oleh parameter L , semakin tinggi nilai L maka rasio kompresi semakin tinggi. Tetapi rasio kompresi yang ideal menurut (Wang *et al.*, 2016) adalah yang mendekati nol.

Tabel 4. Hasil Pengujian Citra Huruf Kapital ($B=8$)

$P=286$

| B | L | $M \times N$ | ACCURACY RESULTS | | | | | |
|-----------|-----|--------------|------------------|------------|------------|------------|-----------|-------------------|
| | | | Accuracy 1 | Accuracy 2 | Accuracy 3 | Accuracy 4 | PSNR (dB) | Ratio Compression |
| 8 | 4 | 64x64 | 74.47% | 68.53% | 65.38% | 85.31% | 10.60 | 0.06 |
| 8 | 4 | 128x128 | 82.16% | 79.02% | 65.38% | 85.31% | 12.50 | 0.06 |
| 8 | 4 | 256X256 | 88.46% | 86.01% | 72.37% | 85.31% | 21.30 | 0.06 |
| 8 | 8 | 64x64 | 83.56% | 82.16% | 66.43% | 85.31% | 9.98 | 0.13 |
| 8 | 8 | 128X128 | 73.07% | 20.27% | 64.33% | 85.31% | 9.90 | 0.13 |
| 8 | 8 | 256x256 | 60.48% | 10.13% | 64.68% | 85.31% | 11.50 | 0.13 |
| 8 | 16 | 64x64 | 83.91% | 77.62% | 67.83% | 85.31% | 11.19 | 0.25 |
| 8 | 16 | 128X128 | 87.06% | 85.31% | 65.03% | 85.31% | 18.24 | 0.25 |
| 8 | 16 | 256X256 | 85.31% | 86.01% | 63.98% | 85.31% | 23.37 | 0.25 |
| 8 | 32 | 64x64 | 91.25% | 89.86% | 66.43% | 85.31% | 15.53 | 0.50 |
| 8 | 32 | 128x128 | 88.81% | 87.76% | 65.73% | 85.31% | 19.28 | 0.50 |
| 8 | 32 | 256x256 | 86.01% | 86.36% | 66.08% | 85.31% | 22.89 | 0.50 |
| Rata-rata | | | 82.05% | 71.59% | 66.14% | 85.31% | 15.52 | 0.23 |

Tabel 5. Hasil Pengujian Citra Huruf Kapital ($B=16$)

$P=286$

| B | L | $M \times N$ | ACCURACY RESULTS | | | | | |
|-----------|-----|--------------|------------------|------------|------------|------------|-----------|-------------------|
| | | | Accuracy 1 | Accuracy 2 | Accuracy 3 | Accuracy 4 | PSNR (dB) | Ratio Compression |
| 16 | 4 | 64x64 | 3.49% | 13.28% | 61.53% | 85.31% | 0.67 | 0.02 |
| 16 | 4 | 128x128 | 3.14% | 20.90% | 67.13% | 85.31% | 0.44 | 0.02 |
| 16 | 4 | 256X256 | 4.54% | 11.53% | 61.53% | 85.31% | 0.35 | 0.02 |
| 16 | 8 | 64x64 | 6.29% | 17.83% | 11.88% | 85.31% | 1.28 | 0.03 |
| 16 | 8 | 128X128 | 1.74% | 38.11% | 59.09% | 85.31% | 0.51 | 0.03 |
| 16 | 8 | 256x256 | 71.67% | 11.53% | 54.89% | 85.31% | 11.57 | 0.03 |
| 16 | 16 | 64x64 | 56.29% | 18.53% | 37.41% | 85.31% | 4.92 | 0.06 |
| 16 | 16 | 128X128 | 81.81% | 82.51% | 65.73% | 85.31% | 11.36 | 0.06 |
| 16 | 16 | 256X256 | 88.81% | 87.06% | 87.06% | 85.31% | 16.17 | 0.06 |
| 16 | 32 | 64x64 | 67.48% | 78.32% | 62.58% | 85.31% | 10.77 | 0.13 |
| 16 | 32 | 128x128 | 90.90% | 90.90% | 65.38% | 85.31% | 14.68 | 0.13 |
| 16 | 32 | 256x256 | 89.16% | 86.36% | 65.38% | 85.31% | 18.74 | 0.13 |
| 16 | 64 | 64x64 | 74.47% | 31.11% | 64.33% | 85.31% | 12.90 | 0.25 |
| 16 | 64 | 128x128 | 91.60% | 88.11% | 66.43% | 85.31% | 15.86 | 0.25 |
| 16 | 64 | 256x256 | 89.16% | 88.81% | 62.93% | 85.31% | 19.31 | 0.25 |
| 16 | 128 | 64x64 | 75.52% | 85.31% | 60.13% | 85.31% | 13.63 | 0.50 |
| 16 | 128 | 128x128 | 91.95% | 88.46% | 63.98% | 85.31% | 15.96 | 0.50 |
| 16 | 128 | 256x256 | 88.46% | 88.81% | 64.33% | 85.31% | 19.32 | 0.50 |
| Rata-rata | | | 59.80% | 57.08% | 60.10% | 85.31% | 10.47 | 0.16 |

Setelah setiap akurasi (akurasi 1, 2, 3, dan 4) mendapatkan nilai tertinggi yang terdapat pada Tabel 4 dan Tabel 5. Selanjutnya adalah memilih akurasi tertinggi dari ke empat akurasi tersebut. Pada Tabel 4, akurasi tertinggi yaitu akurasi 1 dengan nilai akurasi 91.25%. Sedangkan pada Tabel 5, akurasi tertinggi ada pada akurasi 1 dengan nilai akurasi 91.95%.

Pada kasus ini akurasi tidak bernilai sama, sehingga tidak perlu mempertimbangkan akurasi berdasarkan rasio kompresi dan PSNR. Maka diperoleh akurasi terbaik pada pengujian huruf kapital ini adalah akurasi 1 dengan nilai akurasi deteksi sebesar 91.95%, rasio kompresi 0.5, PSNR 15.96, parameter $B=16$, $L=128$, dan $M \times N=128 \times 128$.

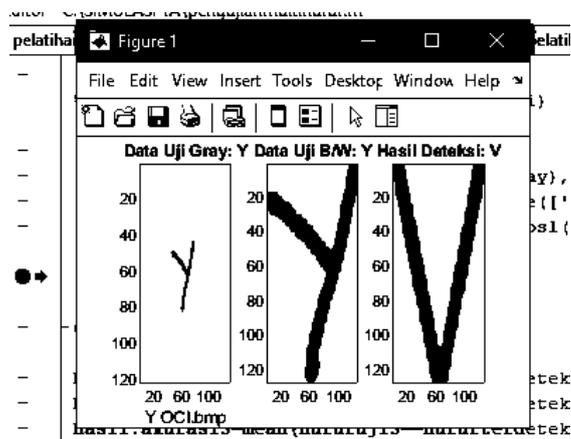
Akurasi deteksi tidak didapatkan 100% melainkan hanya 91.95% karena ada beberapa tulisan berupa angka dari setiap penulis tidak dikenali. Faktor tidak dikenalnya tulisan tangan berupa huruf kapital adalah tulisan yang kurang jelas baik dari segi penulisan maupun tebal garis. Berikut Tabel 6, daftar tulisan tangan berupa huruf kapital yang tidak dikenali:

Tabel 6. Huruf Kapital yang Tidak Terdeteksi

| Nama Penulis | Huruf Kapital Yang Ditulis | Hasil Deteksi Huruf Kapital |
|--------------|----------------------------|-----------------------------|
| Putri | B | Q |
| Arka | E | C |
| Farras | E | G |
| Sylvi | G | C |
| Arka | M | H |
| Eren | M | K |
| Putri | M | Y |
| Eren | N | X |
| Farras | N | U |
| Lutfi | N | G |
| Oci | N | R |
| Lutfi | Q | K |
| Eren | R | K |
| Oci | s | C |
| Lutfi | S | J |
| Arka | T | Z |
| Oci | U | Q |
| Arka | V | J |
| Eren | W | U |
| Audrey | X | Y |
| Lutfi | X | K |
| Oci | Y | V |

Sehingga dari 286 tulisan berupa huruf kapital, terdapat 23 tulisan yang tidak terdeteksi. Jumlah tulisan tangan berupa huruf kapital yang dikenali dari 286 hanya 263 yang dikenali. Untuk contoh tulisan berupa huruf kapital yang tidak terdeteksi dapat dilihat pada Gambar 7, dimana huruf kapital

“Y” tidak terdeteksi “Y” tetapi menjadi terdeteksi “V”.



Gambar 7. Contoh Huruf Kapital yang Tidak Terdeteksi (Dokumentasi Pribadi Pada Matlab, 2021)

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Dapat disimpulkan pada penelitian ini, bahwa skenario yang cocok untuk pengenalan huruf kapital dan angka adalah skenario 1 (perbandingan database citra rekonstruktif pada pengujian dengan database citra asli sebelum akuisisi CS pada pelatihan) dengan akurasi deteksi sebesar 91.95% untuk huruf kapital sedangkan untuk deteksi angka sebesar 93%.

Karena keterbatasan dalam segi waktu maupun perangkat yang digunakan untuk menunjang penelitian ini. Penulis memberikan saran untuk kedepannya yaitu menambah jumlah data latih maupun data uji. Untuk data latih maupun data uji tambahkan karakter huruf non kapital.

DAFTAR PUSTAKA

- AULIANITA, R., 2016. 'Komparasi Metode K-Nearest Neighbors dan Support Vector Machine Pada Sentiment Analysis Review Kamera', *Journal Speed – Sentra Penelitian Engineering dan Edukasi*, 8(3), pp. 71–77.
- FORNASIER, M. dan RAUHUT, H., 2015. 'Compressive Sensing', in *Handbook of Mathematical Methods in Imaging: Volume 1, Second Edition*, pp. 205–256.
- MOSTAFA, M., & FAKHR, M.W., 2017. 'Joint Image Compression and Encryption Based on Compressed Sensing and Entropy Coding', *Proceedings - 2017 IEEE 13th International Colloquium on Signal Processing and its Applications, CSPA 2017*, pp. 129–134.
- TRIPATHY, S. dan PANDA, G., 2016. 'A Novel Classification of Handwritten Digits Using Compressive Sensing Technique', in *2016 International Conference on Computational Techniques in Information*

and Communication Technologies, ICCTICT 2016 - Proceedings, pp. 233–236

- USMAN, K., 2017. *Introduction to Orthogonal Matching Pursuit*, Telkom University. Tersedia di: <<https://korediantousman.staff.telkomuniversity.ac>> [Diakses 10 November 2020]
- WANG, J.C., LEE, Y.S., LIN, C.H., WANG, S.F., SHIN, C.H. dan WU, C.H., 2016. 'Compressive Sensing-Based Speech Enhancement', *IEEE/ACM Transactions on Audio Speech and Language Processing*, 24(11), pp. 2122–2131.po