

ANALISIS PERBANDINGAN KOMPRESI SUARA MENGGUNAKAN *PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS* DAN TRANSFORMASI *WAVELET*

Karisma

Jurusan Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Surabaya
email: karisma.17030214035@mhs.unesa.ac.id

Abstrak

Salah satu kebutuhan yang dihadapi sebagai dampak berkembangnya teknologi informasi adalah efisiensi memori dan transmisi. Kebutuhan tersebut dapat diatasi dengan adanya kompresi data. Kompresi data adalah metode yang digunakan untuk merepresentasikan data dalam bentuk padat hingga diperoleh data yang memiliki ukuran lebih kecil tetapi tetap mempertahankan kemiripan dengan data asli. *Principal Component Analysis* (PCA) adalah salah satu algoritma dalam *machine learning* yang digunakan untuk mereduksi dimensi. Reduksi dimensi merupakan proses transformasi data yang berdimensi tinggi ke dalam subruang baru dengan dimensi lebih rendah. Harapannya, dengan menggunakan sebagian *principal component* sudah merepresentasikan data asli. Transformasi *wavelet* menguraikan suatu sinyal menjadi himpunan fungsi dasar melalui analisis filter. *Wavelet* memusatkan informasi menjadi beberapa koefisien aproksimasi dan koefisien detail. Transformasi *wavelet* menghasilkan banyak koefisien nol atau mendekati nol yang dapat diabaikan sehingga dapat mereduksi ruang penyimpanan. Dalam penelitian ini akan diusulkan implementasi PCA dan *Wavelet* untuk kompresi suara digital. Suara digital yang digunakan untuk kompresi adalah suara digital dengan format wav. Hasil kompresi suara kemudian akan dievaluasi berdasarkan *Peak Signal to Noise Ratio* (PSNR) dan *Mean Square Error* (MSE). Rata-rata PSNR hasil kompresi yang diperoleh saat menggunakan *wavelet* yaitu sebesar 47.61601 dB dengan rata-rata MSE sebesar 3.76×10^{-5} . Sedangkan saat menggunakan PCA diperoleh rata-rata PSNR sebesar 57.3962772 dB dan rata-rata MSE yang diperoleh yaitu 4.59×10^{-5} . Dari lima suara digital yang telah dikompresi, empat diantaranya memiliki PSNR lebih besar dan MSE lebih kecil saat menggunakan PCA. Sehingga, algoritma *Principal Component Analysis* dapat lebih baik digunakan untuk kompresi suara digital dibanding Transformasi *Wavelet Symlet level 1*.

Kata Kunci: Kompresi Suara, *Principal Component Analysis*, *Wavelet*, *Peak Signal to Noise Ratio*, *Mean Square Error*.

Abstract

One of the requirements faced as a result of information technology development is memory and transmission efficiency. This requirement can be overcome with data compression. Compression is a method to obtain compact data with a smaller size but still maintaining similarity to the original data. *Principal Component Analysis* (PCA) is an algorithm in *machine learning* that is used to reduce dimensions. Dimensional reduction is a process of transforming high-dimensional data into new subspaces with lower dimensions. The goal is to use some principal components to represent the original data. *Wavelet* transformation represents a signal into a set of basic functions through filter analysis. *Wavelets* concentrate information into coefficients of approximation and coefficients of detail. *Wavelet* transform produces a lot of zero or close to zero coefficients that can be neglected so it can reduce storage space. In this research, we will propose the implementation of PCA and *Wavelet* for digital audio compression. The audio was performed with the wav format. The compressed audio will be evaluated based on *Peak Signal to Noise Ratio* (PSNR) and *Mean Square Error* (MSE). The mean PSNR obtained when using a *wavelet* is 47.61601 dB with an average MSE of 3.76×10^{-5} . Meanwhile, when using PCA, the PSNR average was 57.3962772 dB and the average MSE obtained was 4.59×10^{-5} . Four out of five compressed audio had a larger PSNR and smaller MSE when using PCA. Thus, the *Principal Component Analysis* algorithm can be better used for audio compression than the level 1 of *Symlet Wavelet Transformation*.

Keywords: Audio Compression, *Principal Component Analysis*, *Wavelet*, *Peak Signal to Noise Ratio*, and *Mean Square Error*.

PENDAHULUAN (GUNAKAN STYLE SECTION)

Semakin berkembangnya teknologi informasi dan komunikasi sejalan dengan kebutuhan akan efisiensi memori dan transmisi. Kebutuhan tersebut dapat

diatasi dengan kompresi data. Kompresi data diterapkan untuk mengurangi redundansi dengan menghindari duplikasi data yang tidak penting (Al-zawi & Drweesh, 2019).

Kompresi data adalah teknik untuk mengurangi biaya penyimpanan dengan menghilangkan redundansi yang terjadi di sebagian besar file (Made, 2012). Kompresi data bekerja atas dua ide sederhana yaitu mengurangi banyaknya simbol unik pada data dan mengkodekan simbol yang sering muncul dengan bit yang lebih kecil (McAnlis & Haecky, 2016). Kompresi membantu mengurangi persyaratan bandwidth dan juga memberikan tingkat keamanan untuk data yang sedang dikirim (Manohar, Pratyusha, Satheesh, Geetanjali, & Rajasekhar, 2015).

Suara yang biasa didengar diseluruh alam bersifat analog, yaitu gelombang yang kontinu terhadap waktu. Sistem pendengaran manusia memproses bentuk gelombang dalam bentuk analog. Sedangkan suara digital tidak disimpan dalam format analog, namun disimpan sebagai barisan bilangan biner yang mewakili jumlah level kuantisasi untuk setiap sampel audio. Metode untuk mewakili setiap sampel dengan kode independen disebut Pulse Code Modulation (PCM). Salah satu jenis PCM adalah file suara digital dengan format .wav. Dibutuhkan sekitar 1.41 Mb untuk mewakili satu detik musik (Singh, Kaur, & Kaur, 2013). Berarti dibutuhkan memori sebesar 84.6 Mb untuk file .wav dengan durasi 1 menit. Tentunya dengan file seperti itu proses transmisi akan lama dan seiring berjalannya waktu kebutuhan akan memori semakin besar, oleh karena itu kompresi suara dibutuhkan. Akan tetapi, dengan melakukan proses kompresi ini dapat merubah kualitas dari suara tersebut sehingga dibutuhkan metode kompresi yang dapat dengan baik mereduksi bit tetapi tetap mempertahankan kualitas dari suara yang telah dikompresi.

Penelitian tentang kompresi suara dilakukan oleh Al-azawi dan Drweesh dalam "*Compression of Audio Using Transform Coding*", mereka menyimpulkan bahwa teknik kompresi seperti *wavelet* bergantung pada kualitas audio dan kompleksitas komputasi (Al-azawi & Drweesh, 2019). Penelitian lain dilakukan oleh Sandar Oo menggunakan *Discrete Wavelet Transform* (DWT) untuk kompresi suara. Dari penelitian tersebut diperoleh bahwa DWT bekerja dengan baik dalam kompresi sinyal suara. Sinyal terkompresi dapat direkonstruksi kembali ke bentuk aslinya dengan audibilitas penuh. Sinyal rekonstruksi yang baik adalah sinyal dengan MSE rendah dan PSNR tinggi (Oo, 2019).

Selain itu, terdapat penelitian dari A. Tsegaye dan G. Tariku yang melakukan kompresi suara menggunakan teknik DWT dan *Run Length Encoding* (RLE) mengungkapkan bahwa dengan menggunakan teknik tersebut, secara umum dapat meningkatkan rasio kompresi dan SNR (Tsegaye & Tariku, 2019). Transformasi *wavelet* dari suatu sinyal menguraikan sinyal asli menjadi koefisien *wavelet* pada skala dan posisi yang berbeda. Keuntungan signifikan menggunakan *wavelet* untuk kompresi adalah rasio kompresi dapat dengan mudah dioptimalkan, sementara sebagian besar teknik lain memiliki rasio kompresi tetap yang menjaga semua parameter lainnya tetap konstan (Romano, Scivoletto, & Polap, 2016).

Beberapa penelitian mengenai kompresi menggunakan *Principal Component Analysis* (PCA) dilakukan oleh Santo yang menggunakan PCA untuk kompresi citra digital. Berdasarkan penelitian tersebut, jumlah komponen utama yang digunakan dalam kompresi mempengaruhi pemulihan citra asli dari citra yang dipadatkan (Santo, 2012). Penelitian lain juga dilakukan oleh Vaish dan Kumar. Mereka mengusulkan teknik kompresi lossy pada gambar berbasis PCA dan Hauffman coding, PCA digunakan untuk mereduksi dimensi kemudian Hauffman coding digunakan untuk mengurangi redundansi pengkodean. Teknik yang diusulkan memiliki kinerja lebih baik jika dibandingkan dengan JPEG2000 (Vaish & Kumar, 2015).

PCA banyak sekali digunakan untuk kompresi citra digital, belum ada penelitian yang membahas mengenai implementasi PCA untuk kompresi suara. Sehingga, pada penelitian ini akan diusulkan implementasi PCA untuk kompresi suara digital. Selain menggunakan PCA, juga dilakukan kompresi suara menggunakan transformasi *wavelet*. Hasil kompresi suara menggunakan PCA dan *wavelet* akan dibandingkan berdasarkan MSE dan PSNR.

KAJIAN PUSTAKA

SATUAN

Salah satu jenis data digital yang dapat dikompresi adalah sinyal suara. Teknik kompresi melibatkan pengurangan jumlah bit yang terkandung dalam sinyal suara sehingga dapat digunakan untuk menghilangkan redundansi dengan cara mengkodekan data tersebut. Ketika

sinyal dikompresi, transmisi dan penerimaan menjadi mudah, sehingga dapat meningkatkan komunikasi (Salau, Oluwafemi, Faleye, & Jain, 2019). Tujuan utama melakukan kompresi adalah mengurangi bit sebesar mungkin dengan tetap mempertahankan kualitas suara.

Teknik kompresi dapat dikategorikan menjadi *lossless* dan *lossy* (Gunawan, Mat Zain, Muin, & Kartiwi, 2017). Kompresi *lossless* tidak melibatkan kehilangan informasi, data asli dapat dipulihkan dengan tepat dari data hasil kompresi (Sayood, 2018). Jenis data yang biasanya menggunakan teknik *lossless* adalah data *text*. Sedangkan pada kompresi *lossy* beberapa data yang kurang penting diabaikan dan mendapatkan nilai aproksimasi dari file asli untuk mendekomposisi (Wahba & Maghari, 2016). Teknik kompresi *lossy* biasanya memberikan rasio kompresi yang lebih tinggi, karena adanya beberapa data yang hilang saat proses kompresi.

PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS

Principal Component Analysis (PCA) merupakan salah satu algoritma *machine learning* yang digunakan untuk mereduksi dimensi. Reduksi dimensi merupakan proses transformasi data yang berdimensi tinggi ke dalam subruang baru dengan dimensi lebih rendah. Proses ini erat kaitannya dengan konsep kompresi (*lossy*) dalam teori informasi (Shalev-Shwartz & Ben-David, 2013).

PCA mencari kombinasi linear dari data berdistribusi normal yang secara efektif dapat mewakili data asli disebut *principal component* (PC). PC ortogonal satu sama lain dan mungkin memiliki dimensi yang jauh lebih rendah daripada ukuran aslinya (Ma & Dai, 2011).

Jika terdapat perbedaan besar pada rentang *variable* awal, maka variabel dengan rentang lebih besar lebih dominan daripada variabel dengan rentang kecil. Sehingga, sebelum melakukan proses PCA data terlebih dulu di normalisasi agar setiap variabel dari data asli memiliki kontribusi yang sama pada saat dilakukan analisis.

TRANSFORMASI WAVELET

Transformasi *wavelet* dapat didefinisikan sebagai "gelombang kecil" yang energinya terkonsentrasi dalam waktu. Transformasi *wavelet* memberikan representasi frekuensi waktu dari sinyal. Dalam transformasi *wavelet*, sinyal diuraikan menjadi

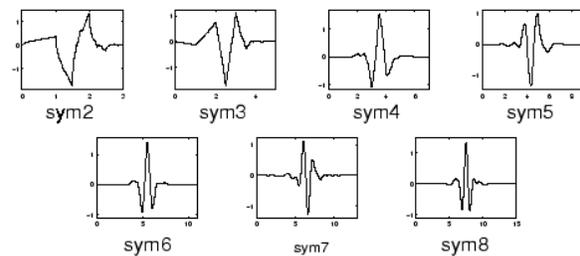
himpunan fungsi dasar yang juga dikenal sebagai *wavelets* (Manohar et al., 2015).

Transformasi *wavelet* dari sinyal $x(t)$, yang didefinisikan pada ruang $L^2(\mathbb{R})$, diberikan oleh persamaan berikut:

$$WT\{x(t)\} = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \cdot \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \cdot \overline{\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)} dt \quad (1)$$

dimana $\psi(t)$ adalah *mother wavelet* yang memenuhi kondisi $\int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) dt = 0$ dan a adalah parameter dilatasi dengan $-a \in \mathbb{R} - \{0\}$, dan b adalah parameter translasi dimana $b \in \mathbb{R}$ (Borova, Prauzek, Konecny, & Gaiova, 2019a).

Wavelet Symlet adalah keluarga *wavelet* yang merupakan modifikasi dari *wavelet* Daubechies dengan peningkatan simetri. Sifat-sifat kedua keluarga *wavelet* tersebut serupa. Terdapat 7 fungsi Symlet yang berbeda, dari sym2 hingga sym8. Dalam symN, N adalah order (Yadav & Mehra, 2016). Grafik dari fungsi Symlet terdapat pada Gambar 1 sebagai berikut



Gambar 1. Grafik mother wavelet symlet (sumber gambar: [mathworks.com](https://www.mathworks.com))

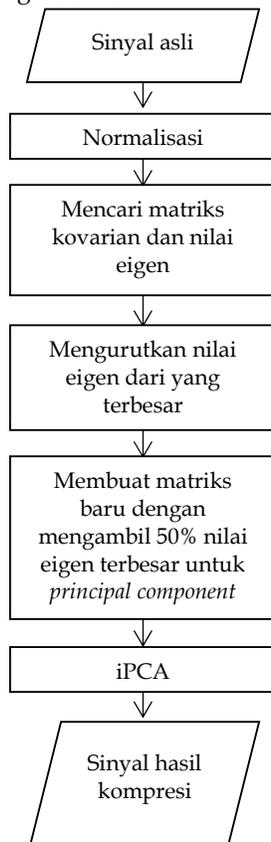
Dalam DWT, sinyal dapat dianalisis melalui filter bank yang terdiri dari filter *low pass* dan *high pass* pada setiap tahap dekomposisi. Filter *low pass* berkorespondensi dengan ekstraksi informasi kasar dari sinyal (koefisien aproksimasi). Sedangkan filter *high pass* berkorespondensi dengan operasi pembeda yang memuat informasi detail dari sinyal (koefisien detail). Banyaknya koefisien selalu sama dengan setengah dari koefisien pada level sebelumnya (Borova, Prauzek, Konecny, & Gaiova, 2019b).

Proses rekonstruksi dilakukan dengan meng-*upsampling* koefisien aproksimasi dan detail pada setiap level menjadi dua kalinya, kemudian melalui filter sintesis *low pass* dan *high pass* dan kemudian ditambahkan. Proses ini dilakukan sesuai jumlah level yang sama seperti pada proses dekomposisi untuk mendapatkan sinyal asli (Singh et al., 2013).

METODE

PRINCIPAL COMPONENT ANALYSIS UNTUK KOMPRESI SUARA

Implementasi PCA untuk kompresi suara digital dapat dimulai dengan sinyal asli A , yaitu matriks dengan ordo $m \times n$. Tujuan kita adalah mentransformasikan A kedalam matriks lain yang memiliki dimensi lebih rendah dari A . Langkah-langkah kompresi suara menggunakan PCA digambarkan dalam diagram alir yang terdapat pada Gambar 2 sebagai berikut



Gambar 2. Diagram alir kompresi suara dengan PCA.

Berdasarkan Gambar 2 langkah-langkah kompresi suara menggunakan PCA diawali dengan memilih sinyal suara yang akan dikompresi. Sinyal suara digital yang dipilih dipandang sebagai matriks $m \times n$. Dimana m menunjukkan panjang sinyal suara dan n menunjukkan jenis suara digital berdasarkan banyak kanal (mono atau stereo).

Proses selanjutnya adalah normalisasi sinyal suara. Normalisasi dilakukan dengan menghitung nilai rata-rata data asli kemudian mengurangkannya dan membaginya dengan standar deviasi. Setelah dilakukan normalisasi, data akan ditransformasikan

ke skala yang sama. Proses normalisasi diberikan oleh persamaan (1).

$$S = \frac{A - \text{mean}(A)}{\text{standar deviasi}} \quad (2)$$

Langkah selanjutnya yaitu menghitung matriks kovarian. Untuk menghitung matriks kovarian digunakan persamaan (2).

$$C_A = \frac{A^T A}{(m - 1)} \quad (3)$$

Setelah mendapatkan matriks kovarian, dilanjutkan dengan mencari nilai eigen. Nilai eigen ini yang nantinya digunakan sebagai fitur dan sebagian dari fitur diambil sebagai PC. Sebelum digunakan, nilai eigen diurutkan dari yang terbesar.

Langkah berikutnya adalah menentukan banyak nilai eigen yang akan digunakan sebagai PC. Dalam kasus ini digunakan 512 PC dari total 1024 fitur yang ada. Dengan kata lain, diambil 50% PC untuk merekonstruksi sinyal hasil kompresi.

Proses reduksi dilakukan dengan membuat matriks baru yang elemennya merupakan vektor eigen yang bersesuaian dengan nilai eigen yang telah dipilih sebagai PC. Jelaslah bahwa matriks baru yang dibuat memiliki dimensi yang lebih rendah, yaitu 50% lebih sedikit dibanding dimensi sinyal asli.

Misalkan A merupakan matriks representasi sinyal suara stereo dengan panjang sinyal 3195904, berarti matriks A berordo 3195904×2 . Sudah disebutkan sebelumnya bahwa dalam penelitian ini menggunakan 1024 fitur dari sinyal suara, fitur ini diperoleh dengan cara membentuk kembali sinyal asli menjadi matriks berordo 6242×1024 tanpa mengubah nilai dari entri matriks sebelumnya.

Setelah itu, dicari matriks kovarian dari matriks tersebut berikut dengan nilai eigen dan vektor eigen. Pada proses ini akan diperoleh sebanyak 1024 nilai eigen, kemudian diurutkan dari yang terbesar dan mengambil sebanyak 512 PC. Langkah selanjutnya yaitu membuat matriks baru berdasarkan vektor eigen yang bersesuaian dengan nilai eigen yang dipilih. Matriks baru tersebut berordo 6242×512 yang mana dimensinya jauh lebih kecil daripada sinyal asli.

Langkah terakhir adalah merekonstruksi sinyal hasil kompresi berdasarkan matriks baru yang telah dibuat.

TRANSFORMASI WAVELET UNTUK KOMPRESI SUARA

Proses kompresi suara digital menggunakan transformasi *wavelet* digambarkan pada diagram alir sebagai berikut



Gambar 3. Diagram alir kompresi suara dengan Wavelet.

Berdasarkan Gambar 3. proses kompresi suara menggunakan *wavelet* diawali dengan melakukan dekomposisi *wavelet* level 1 dengan menggunakan *mother wavelet symlet*. Pada proses ini sinyal input akan dibagi menjadi koefisien aproksimasi dan koefisien detail.

Setelah proses dekomposisi wavelet dari sinyal suara, banyak koefisien *wavelet* yang nilainya mendekati atau sama dengan nol. *Thresholding* digunakan untuk menambah banyaknya koefisien nol sesuai dengan ambang batas yang ditentukan. Dalam penelitian ini digunakan nilai *global threshold default* dari paket wavelet di MATLAB. Koefisien yang bernilai nol dan berurutan inilah yang akan dikodekan agar ruang penyimpanan berkurang.

Proses terakhir adalah merekonstruksi sinyal menggunakan nilai aproksimasi yang telah diperoleh dari proses sebelumnya. Sinyal hasil kompresi

kemudian dievaluasi berdasarkan *Peak Signal to Noise Ratio* (PSNR) dan *Mean Square Error* (MSE).

MEAN SQUARE ERROR

MSE adalah kuadrat rata-rata eror antara sinyal asli dan sinyal hasil kompresi (Vaish & Kumar, 2015). Untuk mencari nilai MSE dapat dihitung menggunakan persamaan berikut:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{x=1}^N [I(x) - I'(x)]^2 \quad (4)$$

Keterangan:

$I(x)$: sinyal asli

$I'(x)$: sinyal hasil kompresi

N : panjang sinyal.

PEAK SIGNAL TO NOISE RATIO

PSNR adalah ukuran kualitas sinyal terkompresi. Semakin besar PSNR menunjukkan semakin baik kualitas sinyal hasil kompresi dalam kata lain sinyal hasil kompresi semakin mirip dengan sinyal asli. Hasil perhitungan PSNR memiliki satuan desibel(dB). Perhitungan PSNR dapat dilakukan dengan menggunakan persamaan berikut:

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{\max \text{signal}^2}{MSE} \right) \quad (5)$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini, telah dilakukan kompresi suara dengan menggunakan program MATLAB. Kompresi suara dilakukan pada lima suara digital dengan format .wav. Dua dari lima suara digital yang dipilih merupakan musik instrumental yaitu MainStreetOne.wav dan alarm1.wav, satu lagi merupakan potongan lagu dengan nama file pop.wav, sedangkan dua yang lain merupakan rekaman suara bising yaitu traffict.wav dan foodcourt.wav. Tujuan memilih suara tersebut adalah untuk membedakan varian data suara digital yang memiliki nada teratur seperti pada musik instrumental dan suara dengan nada tidak teratur seperti suara bising, kemudian ditambahkan juga potongan lagu yang mewakili data yang memuat vokal manusia.

Lima suara digital yang telah dipilih kemudian dikompresi menggunakan PCA dengan mengambil 50% PC dan transformasi *wavelet* menggunakan *mother wavelet symlet*. Setelah beberapa kali percobaan level dekomposisi terhadap data yang digunakan dalam penelitian ini, level 1 memberikan hasil PSNR lebih

baik, sehingga hasil yang ditampilkan dalam penelitian ini merupakan hasil kompresi *wavelet symlet* level 1. Hasil kompresi suara tersebut kemudian dibandingkan dengan sinyal asli dengan menghitung MSE dan PSNR. Perhitungan PSNR dan MSE pada sinyal hasil kompresi ditunjukkan pada Tabel 1 sebagai berikut

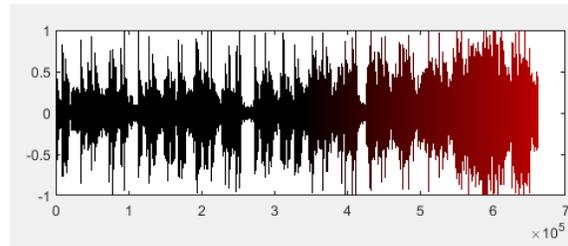
Tabel 1. Tabel hasil kompresi suara menggunakan PCA dan Transformasi wavelet symlet level 1

Nama File	Du-rasi (dtk)	Trans-formasi	MSE	PSNR (dB)
MainStreetOne.wav	72	PCA	6.39E-10	91.945254
		Wavelet	1.76E-05	47.554628
traffict.wav	21	PCA	1.83E-06	57.364096
		Wavelet	2.54E-06	55.946453
foodcourt.wav	36	PCA	1.60E-06	57.957842
		Wavelet	7.78E-06	51.090037
pop.wav	30	PCA	1.59E-04	37.975108
		Wavelet	3.61E-05	44.426202
alarm1.wav	6	PCA	6.69E-05	41.745086
		Wavelet	1.24E-04	39.062746

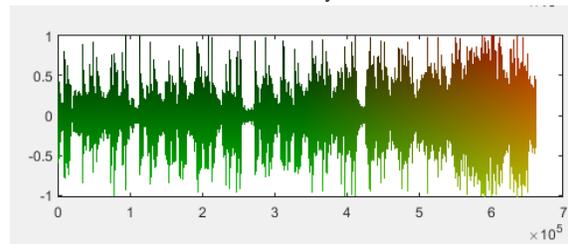
Berdasarkan Tabel 1 hasil kompresi suara digital menggunakan transformasi *wavelet* mencapai PSNR terbaik pada file *traffict.wav* yaitu sebesar 55.946453 dB, error yang diperoleh saat melakukan kompresi file tersebut adalah sebesar 2.54×10^{-6} . Sedangkan hasil PSNR paling rendah yaitu sebesar 39.062746 dB diperoleh saat melakukan kompresi pada file *alarm1.wav* dengan MSE sebesar 1.24×10^{-4} . PSNR rata-rata yang diperoleh saat menggunakan *wavelet symlet* level 1 untuk kompresi suara adalah sebesar 47.61601 dB.

Hasil kompresi menggunakan PCA yang terbaik diperoleh pada file *MainStreetOne.wav* yaitu dengan PSNR sebesar 91.945254dB. Hal ini menunjukkan dengan hanya menggunakan 50% PC dari banyak fitur yang ada, sudah dapat merpresentasikan 91% data asli. Error yang didapatkan juga sangat kecil yaitu 6.39×10^{-10} . Sedangkan hasil PSNR terendah diperoleh saat melakukan kompresi file *pop.wav* yaitu sebesar 37.975108dB. Hal tersebut bisa saja terjadi karena masih ada fitur penting setelah 512 fitur pertama, tetapi walaupun PSNR yang diperoleh relatif kecil error yang terjadi juga relatif kecil yaitu

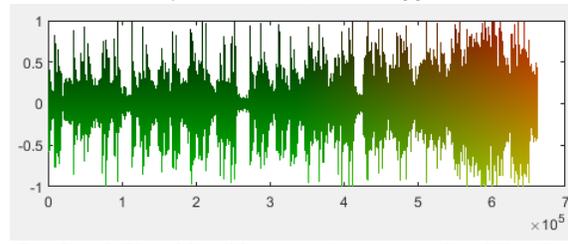
sebesar 1.59×10^{-4} . Dari lima suara digital yang dikompresi menggunakan PCA, rata-rata nilai PSNR yang diperoleh yaitu sebesar 57.3962772dB, yang mana nilainya lebih besar dibandingkan saat menggunakan *wavelet symlet*.



Gambar 4. Sinyal asli.



Gambar 5. Sinyal hasil kompresi menggunakan PCA.



Gambar 6. Sinyal hasil kompresi menggunakan Wavelet.

Gambar 4, Gambar 5 dan Gambar 6 berturut-turut menunjukkan grafik dari sinyal asli, sinyal hasil kompresi menggunakan PCA dan sinyal hasil kompresi menggunakan *wavelet* dari file suara *pop.wav*. Dari Tabel 1, kita tahu bahwa PSNR dari sinyal hasil kompresi *pop.wav* menggunakan PCA adalah 37.975108 dB dan sebesar 44.426202dB saat menggunakan transformasi *wavelet*. Walaupun hasil PSNR yang diperoleh dibawah 50 akan tetapi tidak terlihat perbedaan yang signifikan pada ketiga gambar tersebut. Sehingga dapat dikatakan bahwa PCA dan transformasi *wavelet* mampu dengan baik digunakan sebagai salah satu alternatif untuk kompresi suara digital.

Bersumber pada Tabel 1, hasil kompresi suara digital *pop.wav* menggunakan *wavelet* memberikan nilai PSNR lebih besar, maknanya hasil kompresi file *pop.wav* lebih mirip dengan sinyal asli saat menggunakan algoritma *wavelet*. Sedangkan untuk keempat suara digital lainnya, hasil kompresi memiliki PSNR lebih besar saat menggunakan

algoritma PCA. Hal tersebut menunjukkan bahwa dalam penelitian ini, PCA memiliki kemampuan lebih baik untuk mempertahankan kualitas suara saat melakukan kompresi.

Dalam penelitian *data compression for wide-area measurement data of oscillations*, disebutkan bahwa transformasi wavelet dapat menghasilkan rasio kompresi dan akurasi yang tinggi sedangkan untuk PCA rasio kompresi dan akurasi rekonstruksi bergantung pada jumlah komponen utama yang dipilih dan rasio kompresi berbanding terbalik dengan akurasi (Cheng et al. 2018). Pada penelitian ini, PCA memberikan akurasi lebih baik dibandingkan dengan transformasi wavelet ditinjau dari nilai rata-rata PSNR. Hal ini dipengaruhi oleh banyaknya PC yang digunakan, yaitu sebanyak 512 yang sudah cukup baik merepresentasikan sinyal asli. Selain itu, sinyal suara yang dihilangkan tidak merubah data secara berarti akibat dari rentang data yang kecil yaitu antara -1 sampai dengan 1. Berbeda jika menyangkut kompresi citra digital misalnya, rentang nilainya berada diantara 0 hingga 255. Hal tersebut juga berkaitan dengan sistem pendengaran manusia, dimana sinyal yang memiliki frekuensi sangat kecil tidak terdengar oleh sistem pendengaran manusia.

SIMPULAN

Pada penelitian ini dilakukan kompresi suara digital menggunakan *Principal Component Analysis* dan transformasi *wavelet*. Suara digital yang dikompresi yaitu file suara dengan format *.wav*. Untuk PCA, kompresi dilakukan dengan mengambil 50% *principal component* dari total fitur yang ada. Sedangkan, untuk transformasi *wavelet* digunakan *mother wavelet symlet level 1*. Hasil kompresi kemudian dievaluasi dengan mempertimbangkan nilai PSNR dan MSE. Rata-rata PSNR hasil kompresi yang diperoleh saat menggunakan *wavelet* yaitu sebesar 47.61601 dB dengan rata-rata MSE sebesar 3.76×10^{-5} . Sedangkan saat menggunakan PCA diperoleh rata-rata PSNR sebesar 57.3962772 dB dan rata-rata MSE yang diperoleh yaitu 4.59×10^{-5} . Hasil PSNR tertinggi diperoleh dari hasil kompresi menggunakan PCA yaitu mencapai nilai 91.945254 dB. Dari lima suara digital yang telah dikompresi, empat diantaranya memiliki PSNR lebih besar dan MSE lebih kecil saat menggunakan PCA. Sehingga, algoritma *Principal Component Analysis*

dapat lebih baik digunakan untuk kompresi suara digital dibanding Transformasi *Wavelet Symlet level 1*.

DAFTAR PUSTAKA

- Al-azawi, R. J., & Drweesh, Z. T. (2019). Compression of audio using transform coding. *Journal of Communications*, 14(4), 301–306. <https://doi.org/10.12720/jcm.14.4.301-306>
- Borova, M., Prauzek, M., Konecny, J., & Gaiova, K. (2019a). Environmental WSN Edge Computing Concept by Wavelet Transform Data Compression in a Sensor Node. *IFAC-PapersOnLine*, 52(27), 246–251. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2019.12.646>
- Borova, M., Prauzek, M., Konecny, J., & Gaiova, K. (2019b). Environmental WSN Edge Computing Concept by Wavelet Transform Data Compression in a Sensor Node. *IFAC-PapersOnLine*, 52(27), 246–251. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2019.12.646>
- Cheng, L., Ji, X., Zhang, F., Huang, H., & Gao, S. (2018). Wavelet-based data compression for wide-area measurement data of oscillations. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, 6(6), 1128–1140. <https://doi.org/10.1007/s40565-018-0424-2>
- Gunawan, T. S., Mat Zain, M. K., Muin, F. A., & Kartiwi, M. (2017). Investigation of lossless audio compression using IEEE 1857.2 advanced audio coding. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 6(2), 422–430. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v6.i2.pp422-430>
- Ma, S., & Dai, Y. (2011). Principal component analysis based Methods in bioinformatics studies. *Briefings in Bioinformatics*, 12(6), 714–722. <https://doi.org/10.1093/bib/bbq090>
- Made, I. (2012). A New Algorithm for Data Compression Optimization. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 3(8), 14–17. <https://doi.org/10.14569/ijacsa.2012.030803>
- Manohar, P. K. R., Pratyusha, M., Satheesh, R., Geetanjali, S., & Rajasekhar, N. (2015). Audio Compression Using Daubechies Wavelet. *IOSR Journal of Electronics and Communication Engineering Ver. III*, 10(2), 2278–2834. <https://doi.org/10.9790/2834-10234144>
- McAnlis, C., & Haecky, A. (2016). Understanding Compression: Data Compression for Modern Developers. In *O'Reilly Media* (1st ed.). Retrieved from <https://www.amazon.com/Understanding-Compression-Data-Modern-Developers/dp/1491961538>
- Oo, S. (2019). Study on Speech Compression and Decompression by using Discrete Wavelet

- Transform. *International Journal of Trend in Scientific Research and Development, Volume-3(Issue-3)*, 252–258. <https://doi.org/10.31142/ijtsrd21727>
- Romano, N., Scivoletto, A., & Polap, D. (2016). A real-time audio compression technique based on fast wavelet filtering and encoding. *Proceedings of the 2016 Federated Conference on Computer Science and Information Systems, FedCSIS 2016*, 8, 497–502. <https://doi.org/10.15439/2016F296>
- Salau, A. O., Oluwafemi, I., Faleye, K. F., & Jain, S. (2019). Audio Compression Using a Modified Discrete Cosine Transform with Temporal Auditory Masking. *2019 International Conference on Signal Processing and Communication, ICSC 2019*, 135–142. <https://doi.org/10.1109/ICSC45622.2019.8938213>
- Santo, R. do E. (2012). Principal Component Analysis applied to digital image compression. *Einstein (São Paulo, Brazil)*, 10(2), 135–139. <https://doi.org/10.1590/S1679-45082012000200004>
- Sayood, K. (2018). Introduction. In *Introduction to Data Compression* (5th ed.). <https://doi.org/10.1016/b978-0-12-809474-7.00001-x>
- Shalev-Shwartz, S., & Ben-David, S. (2013). Understanding machine learning: From theory to algorithms. In *Understanding Machine Learning: From Theory to Algorithms* (Vol. 9781107057). <https://doi.org/10.1017/CBO9781107298019>
- Singh, N., Kaur, M., & Kaur, R. (2013). An Enhanced Low Bit Rate Audio Codec Using Discrete Wavelet Transform. *International Journal of Engineering Research and Applications (IJERA)*, 3(4), 2222–2228.
- Tsegaye, A., & Tariku, G. (2019). Audio Compression Using DWT and RLE Techniques. *American Journal of Electrical and Electronic Engineering*, 7(1), 14–17. <https://doi.org/10.12691/ajeee-7-1-3>
- Vaish, A., & Kumar, M. (2015). A new Image compression technique using principal component analysis and Huffman coding. *Proceedings of 2014 3rd International Conference on Parallel, Distributed and Grid Computing, PDGC 2014*, 301–305. <https://doi.org/10.1109/PDGC.2014.7030760>
- Wahba, W. Z., & Maghari, A. Y. A. (2016). Lossless Image Compression Techniques Comparative Study. *International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET)*, 3(2), 1–9.
- Yadav, T., & Mehra, R. (2016). Denoising ECG Signal Using Daubechies and Symlet Wavelet Transform Techniques. *International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering*, 5(9), 438–443.

<https://doi.org/10.17148/IJARCCCE.2016.5993>