

INFORMASI INTERAKTIF

JURNAL INFORMATIKA DAN TEKNOLOGI INFORMASI

PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA – FAKULTAS TEKNIK -UNIVERSITAS JANABADRA

MODIFIKASI KRIPTOGRAFI KLASIK VIGENERE CIPHER MENGGUNAKAN ONE TIME PAD DENGAN ENKRIPSI BERLANJUT

M. Ziaurrahman, Ema Utami, Ferry Wahyu Wibowo

PERBANDINGAN METODE WEIGHTED PRODUCT DAN SIMPLE ADDITIVE WEIGHTING DALAM SELEKSI PENGURUS FORUM ASISTEN (STUDI KASUS : UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA)

Musthofa Galih Pradana, Kusri, Emha Taufiq Luthfi

APLIKASI SECURE-MESSAGE DENGAN ALGORITMA RC6 (RIVEST CODE 6) BERBASIS ANDROID

Arif Susanto Adhy, Fatsyahrina Fitriastuti, Jemmy Edwin Bororing

ANALISIS PERBANDINGAN SIMULASI LOAD BALANCE MENGGUNAKAN METODE ECMC DAN PCC PADA PENERAPAN KONGESTI MANAJEMEN BANDWIDTH HTB (STUDI KASUS: UNIVERSITAS KRISTEN IMMANUEL, YOGYAKARTA)

Azriel Christian Nurcahyo, Ema Utami, Suwanto Raharjo

EVALUASI INVESTASI TEKNOLOGI INFORMASI DENGAN MENGGUNAKAN DOMAIN VALUE GOVERNANCE VAL IT FRAMEWORK 2.0 (STUDI KASUS: CV.BERKA)

Ferdy Firmansyah, Wing Wahyu Winarno, Asro Nasiri

PREDIKSI PENJUALAN KOSMETIK DENGAN SUPPORT VECTOR MACHINE

Aflahah Apriliyani, Ema Utami, Suwanto Raharjo

ANALISIS PENERIMAAN APLIKASI GABLIND MENGGUNAKAN METODE UNIFIED THEORY OF ACCEPTANCE AND USE OF TECHNOLOGY TERHADAP PERILAKU PENGGUNA

Monalisa Fatmawati Sarifah, Ema Utami, Asro Nasiri

PERANCANGAN SISTEM PAKAR FINAL CHECK MOTOR MATIC MENGGUNAKAN METODE FORWARD CHAINING STUDI KASUS AHASS 9677

Wahit Desta Prastowo, Kusri, Ferry Wahyu Wibowo

KLASIFIKASI AUDIO MENGGUNAKAN WAVELET TRANSFORM DAN NEURAL NETWORK

Yulianto Mustaqim, Ema Utami, Suwanto Raharjo



DEWAN EDITORIAL

- Penerbit** : Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Janabadra
- Ketua Penyunting
(Editor in Chief)** : Fatsyahrina Fitriastuti, S.Si., M.T. (Universitas Janabadra)
- Penyunting (Editor)** : 1. Selo, S.T., M.T., M.Sc., Ph.D. (Universitas Gajah Mada)
2. Dr. Kusriani, S.Kom., M.Kom. (Universitas Amikom Yogyakarta)
3. Jemmy Edwin B, S.Kom., M.Eng. (Universitas Janabadra)
4. Ryan Ari Setyawan, S.Kom., M.Eng. (Universitas Janabadra)
5. Yumarlin MZ, S.Kom., M.Pd., M.Kom. (Universitas Janabadra)
- Alamat Redaksi** : Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknik
Universitas Janabadra
Jl. Tentara Rakyat Mataram No. 55-57
Yogyakarta 55231
Telp./Fax : (0274) 543676
E-mail: informasi.interaktif@janabadra.ac.id
Website : <http://e-journal.janabadra.ac.id/>
- Frekuensi Terbit** : 3 kali setahun

JURNAL INFORMASI INTERAKTIF merupakan media komunikasi hasil penelitian, studi kasus, dan ulasan ilmiah bagi ilmuwan dan praktisi dibidang Teknik Informatika. Diterbitkan oleh Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Janabadra di Yogyakarta, tiga kali setahun pada bulan Januari, Mei dan September.

DAFTAR ISI

	<i>halaman</i>
Modifikasi Kriptografi Klasik <i>Vigenere Cipher</i> Menggunakan <i>One Time Pad</i> Dengan Enkripsi Berlanjut M. Ziaurrahman, Ema Utami, Ferry Wahyu Wibowo	63 - 68
Perbandingan Metode <i>Weighted Product</i> dan <i>Simple Additive Weighting</i> dalam Seleksi Pengurus Forum Asisten (Studi Kasus : Universitas Amikom Yogyakarta) Musthofa Galih Pradana, Kusrini, Emha Taufiq Luthfi	69 - 77
Aplikasi <i>Secure-Message</i> dengan Algoritma RC6 (<i>Rivest Code 6</i>) Berbasis Android Arif Susanto Adhy, Fatsyahrina Fitriastuti, Jemmy Edwin Bororing	78 - 83
Analisis Perbandingan Simulasi <i>Load Balance</i> Menggunakan Metode ECMC dan PCC pada Penerapan Kongesti Manajemen Bandwidth HTB (Studi Kasus: Universitas Kristen Immanuel, Yogyakarta) Azriel Christian Nurcahyo, Ema Utami, Suwanto Raharjo	84 - 93
Evaluasi Investasi Teknologi Informasi dengan Menggunakan Domain <i>Value Governance</i> Val IT Framework 2.0 (STUDI KASUS: CV.BERKA) Ferdy Firmansyah, Wing Wahyu Winarno, Asro Nasiri	94 - 100
Prediksi Penjualan Kosmetik dengan Support <i>Vector Machine</i> Aflahah Apriliyani, Ema Utami, Suwanto Raharjo	101 - 106
Analisis Penerimaan Aplikasi Gablind Menggunakan Metode <i>Unified Theory Of Acceptance and Use Of Technology</i> terhadap Perilaku Pengguna Monalisa Fatmawati Sarifah, Ema Utami, Asro Nasiri	107 - 113
Perancangan Sistem Pakar <i>Final Check Motor Matic</i> Menggunakan Metode <i>Forward Chaining</i> Studi Kasus Ahas 9677 Wahit Desta Prastowo, Kusrini, Ferry Wahyu Wibowo	114 - 121
Klasifikasi Audio Menggunakan <i>Wavelet Transform</i> dan Neural Network Yulianto Mustaqim, Ema Utami, Suwanto Raharjo	122 - 130

PENGANTAR REDAKSI

Puji syukur kami panjatkan kehadiran Allah Tuhan Yang Maha Kuasa atas terbitnya JURNAL INFORMASI INTERAKTIF Volume 4, Nomor 2, Edisi Mei 2019. Pada edisi kali ini memuat 9 (sembilan) tulisan hasil penelitian dalam bidang teknik informatika.

Harapan kami semoga naskah yang tersaji dalam JURNAL INFORMASI INTERAKTIF edisi Januari tahun 2019 dapat menambah pengetahuan dan wawasan di bidangnya masing-masing dan bagi penulis, jurnal ini diharapkan menjadi salah satu wadah untuk berbagi hasil-hasil penelitian yang telah dilakukan kepada seluruh akademisi maupun masyarakat pada umumnya.

Redaksi

KLASIFIKASI AUDIO MENGGUNAKAN WAVELET TRANSFORM DAN NEURAL NETWORK

Yulianto Mustaqim¹, Ema Utami², Suwanto Raharjo³

^{1,2}Magister Teknik Informatika, Universitas AMIKOM Yogyakarta
Jl. Ring Road Utara, Condong Catur, Sleman, Yogyakarta - Indonesia

³ Program Studi Teknik Informatika, Institut Sains & Teknologi AKPRIND Yogyakarta
Jl. Kalisahak 28, Komplek Balapan Yogyakarta 55222

Email : ¹yulianto7641@students.amikom.ac.id, ²ema.u@amikom.ac.id, ³wa2n@nrar.net

ABSTRACT

Biodiversity that exists in nature shows the overall variation between living things both from the smallest levels, namely genes, species and ekosistem. One animal with a fairly high level of variation, namely birds chirping. Chirping has an identifier for each type both of the color of the feather, body shape, shape of the beak, food, how to find food and the most obvious is the difference in the chirping of birds. The problem faced is the number of species of birds chirping that are almost similar to each other so the introduction of birds with sound becomes quite difficult. This makes the introduction of birds with sound requires a special technique. The techniques used are transform wavelets and neural networks. At the end of the study, obtained Wavelet Package Decomposition extraction with training data used as many as 500 data. There are two preprocessing methods that are done by cutting and resampling (downsampling). The most optimal number of neurons to be used in hidden layers is 256 neurons with 500 epochs. The highest accuracy is 88.6% with momentum 0.2, learning rate 0.2 and wavelet daubechies2 while the lowest accuracy is 74.2% with momentum 0.8, learning rate 0.8 and wavelets haar.

Keywords: Classification, Neural Network, Wavelet Transform, Haar, Daubechies2

1. PENDAHULUAN

Suara merupakan hasil dari getaran-getaran partikel yang berada diudara [1] dan energi yang terkandung dalam suara/bunyi dapat meningkat secara cepat dan dapat menempuh jarak yang sangat jauh [2]. Dalam dunia teknologi, suara digunakan untuk mengontrol sebuah sistem, hal ini merupakan tindak lanjut dari meningkatnya penggunaan suara daripada menggunakan hardware seperti keyboard dan mouse. Pengolahan suara merupakan konsep yang sangat penting untuk semua jenis sistem yang membutuhkan interaksi manusia dalam kegiatan sehari-hari. Salah satu teknik yang digunakan dalam pengolahan suara adalah ekstraksi ciri suara dan klasifikasi yang memiliki pengaruh langsung dalam sistem pengenalan suara [3].

Gelombang suara juga dapat mengalami pemantulan bila mengenai permukaan yang keras dan padat. Pemantulan suara biasanya menyebabkan perulangan suara yang bisa kita dengar. Perulangan suara yang terdengar hampir bersamaan dengan suara dari sumber suara dinamakan gaung. Gaung biasanya timbul ketika sumber suara itu berada di sebuah

ruangan, sehingga suara itu terpantul-pantul oleh dinding dan atap ruangan tersebut. Perulangan suara yang terdengar setelah suara ditimbulkan dinamakan gema. Gema biasanya timbul bila sumber suara berada di tempat yang luas atau tinggi, seperti di sebuah tebing atau mulut goa [4].

Klasifikasi merupakan salah satu metode yang digunakan untuk menemukan sebuah model atau fungsi yang menjelaskan dan mencirikan konsep atau kelas data, untuk kepentingan tertentu. Dalam metode klasifikasi terdapat banyak algoritma yang dapat dipakai seperti Naïve Bayes Classifier, K-NN, SVM, ANN (*artificial neural network*) dan lainnya. Metode klasifikasi terbagi menjadi dua proses yaitu *training* dan *testing*. Pada saat *data training* data diolah untuk diambil pola tertentu sehingga dapat dikelompokkan sesuai dengan jenis atau kelas masing-masing data. Kemudian pada saat *data testing*, dilakukan pengujian dengan menggunakan berbagai data yang nanti akan dimasukkan ke dalam masing-masing kelas sesuai dengan kesamaan karakteristik data yang diperoleh [5].

Audio atau suara telah dipelajari dan diterapkan secara luas untuk klasifikasi jenis

suara. Teknik pengenalan audio yang telah dikembangkan sangat beragam yang bertujuan untuk memperbaiki dan meningkatkan efisiensi akurasi, pengenalan pola, pemrosesan sinyal, ekstraksi dan tingkat pengenalan untuk menghasilkan klasifikasi yang akurat. Berbagai model telah diterapkan pada berbagai penelitian, namun dari semua itu memiliki masalah yang sama dengan akurasi maksimum yang diperoleh [6].

Audio adalah suara atau bunyi yang dihasilkan oleh getaran suatu benda, agar dapat tertangkap oleh telinga manusia getaran tersebut harus kuat minimal 20 kali/detik. Suara yaitu suatu getaran yang dihasilkan oleh gesekan, pantulan dan lain-lain, antara benda-benda. Sedangkan gelombang yaitu suatu getaran yang terdiri dari Amplitudo dan juga waktu. Suara dibangun oleh periode, apabila tidak berarti itu bukanlah suara.

Definisi audio yang lainnya adalah merupakan salah satu elemen yang penting, karena ikut berperan dalam membangun sebuah sistem Komunikasi dalam bentuk suara, ialah suatu sinyal elektrik yang akan membawa unsur-unsur bunyi didalamnya. Audio itu terbentuk melalui beberapa tahap, diantaranya: tahap pengambilan atau penangkapan suara, sambungan transmisi yang membawa bunyi, amplifier dan lain-lain [7].

Bidang multimedia menjadi salah satu bagian dari teknologi informasi yang memiliki perkembangan sangat pesat sehingga menjadi bagian dari media yang penting. Dalam multimedia terdapat banyak penggunaan dalam kehidupan sehari-hari, salah satunya yaitu informasi yang diperoleh dari audio yang menjadikannya sebagai salah satu bagian terpenting dalam multimedia. Informasi yang diperoleh dapat dilakukan dengan berbagai cara yaitu dengan audio analisis, video analisis dan analisis konten yang diperoleh dengan klasifikasi pada basis dari konten. Keuntungan adanya teknologi informasi dalam bidang multimedia tersebut membuat minat terhadap teknologi tersebut menjadi meningkat dalam pengolahan data digital dan konten berbasis multimedia. Untuk dapat mengerti dan melakukan analisis terhadap sinyal audio memerlukan beberapa tahapan dasar yang membuat analisis menjadi lebih mudah yaitu dengan memisahkan sinyal audio tersebut dari konten aslinya. Untuk melakukan pemisahan tersebut dapat dilakukan dengan cara ekstraksi fitur kemudian melakukan klasifikasi pada basis

konten tersebut untuk memperoleh data yang dibutuhkan [6].

Salah satu suara hewan yang memiliki kemiripan sangat dekat adalah suara burung kicau. Burung kicau memiliki banyak jenis dan bentuk dimana setiap burung mempunyai ciri khasnya masing-masing. Berbagai macam burung kicau yang populer di Indonesia yaitu burung lovebird, kacer, kicau kenari, murai batu, jalak, jalak suren, cucak rawa, cucak jenggot, cucak jenggot dan masih banyak lagi. Burung-burung tersebut bukan sembarang burung, karena jika memiliki suara yang indah dan merdu maka harganya akan sangat mahal. Untuk menentukan jenis burung tersebut, kita tidak bisa hanya dengan mendengar suaranya saja, tapi juga harus melihat burung itu sendiri, sehingga dapat menyimpulkan jenis burung tersebut.

Permasalahan yang dihadapi adalah banyaknya jenis burung dengan kicauan khasnya masing-masing menyebabkan pengenalan jenis burung dengan suara menjadi sulit. Hal ini menjadi kendala dalam mengklasifikasi jenis burung berdasarkan suara. Burung diklasifikasikan berdasarkan kicauannya karena ada kemiripan suara yang dimiliki. Sehingga dari sifat kemiripan ini didapatkan kesimpulan awal bahwa burung dapat diklasifikasikan menggunakan sistem pengenalan suara yang dapat mengekstraksi informasi yang ada pada suara tersebut dengan membandingkan data suara burung yang diketahui sebelumnya.

Ada berbagai teknik yang dapat digunakan untuk mengekstraksi informasi yang ada di dalam sebuah suara. Informasi yang dimiliki sebuah suara antara lain adalah *rhythm*, *pitch*, *mean*, *varian*, *min*, *max*, *delta* dan *time-frequency*. Suara burung dapat diekstraksi melalui teknik-teknik ini. Adapun teknik yang akan digunakan pada penelitian ini adalah *time-frequency* dan *wavelet transform*. Kedua teknik tersebut digunakan untuk mengekstraksi ciri yang dimiliki sebuah sinyal suara. Setelah informasi dari suara diekstraksi, langkah berikutnya adalah proses klasifikasi dari suara tersebut. Pada penelitian ini teknik klasifikasi yang digunakan adalah *artificial neural network* (ANN). ANN dikenal memiliki kemampuan untuk *learning*, menggeneralisasi hasil pembelajaran dan membuat *rule* umum dalam membuat keputusan dan memiliki kemampuan *fault tolerance* pada masukan data yang *noisy*.

1.1 Artificial Neural Network

Artificial Neural Network (ANN) merupakan jaringan yang memodelkan sistem saraf otak manusia [8] menggunakan neuron yang disusun menurut arsitektur tertentu. Otak manusia sangatlah kompleks, non linear dan memproses informasi secara paralel serta memiliki kemampuan untuk mengorganisasi neuron agar dapat mengenali pola secara efektif [9].

Kemampuan otak itulah yang dicoba diadopsi oleh ANN. Namun pemodelan pada ANN jauh lebih sederhana dibandingkan otak manusia. ANN menggunakan unit pemrosesan yang sederhana untuk mengenali pola atau melakukan fungsi tertentu. Masing-masing unit pemrosesan menggunakan *state* dinamisnya untuk memproses informasi yang diterimanya. *Neural Network* merespon *input* eksternal yang diberikan melalui *input layer* [9].

Pada dasarnya, sebuah *neural network* memiliki *layout* yang bergantung pada cara menyusun neuron-neuronnya. Setiap arsitektur *neural network* didesain untuk menyelesaikan permasalahan spesifik. Sebagai contoh *convolutional neural network* digunakan untuk mengenali gambar secara efektif sedangkan *recurrent neural network* lebih cocok digunakan untuk mengenali rentetan pola misalnya *string*.

1.2 Wavelet Transform

Penelitian tentang wavelet dimulai pada tahun 1980 oleh Morlet, Grossmann, Meyer, Mallat dan lainnya. Namun kepopuleran wavelet dimulai pada tahun 1988 ketika jurnal yang diterbitkan Ingrid Daubechies menarik perhatian komunitas matematika terapan [10].

Wavelet adalah gelombang kecil yang energinya terkonsentrasi menurut waktu [10] dan dalam durasi waktu yang terbatas, tidak seperti gelombang sinusoidal yang durasinya tak terbatas [11]. Salah satu kegunaan dari wavelet adalah untuk analisis sinyal baik yang berupa sinyal stasioner maupun non stasioner. Sebuah wavelet memiliki frekuensi yang biasa disebut sebagai *pseudo frequency*. Dengan adanya wavelet, informasi lokal mengenai lokasi dan frekuensi suatu gelombang di dalam sinyal dapat dideteksi.

Gelombang wavelet dapat didilasikan dan ditranslasikan. Jika wavelet dilebarkan maka

frekuensi yang dimilikinya pun akan semakin rendah. Begitu juga sebaliknya, jika wavelet dimampatkan maka frekuensinya semakin tinggi. Agar dapat digunakan untuk mendeteksi *event* tertentu di dalam sebuah sinyal maka wavelet ditranslasikan menurut waktu.

Secara umum, wavelet dituliskan dengan rumus 1 sebagai berikut:

$$\psi_{s,\tau}(t) \frac{1}{\sqrt{|s|}} \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \dots \dots \dots (1)$$

Dimana, $s, \tau \in \mathbb{Z}$ dan $\frac{1}{\sqrt{|s|}}$ adalah normalisasi energi. Beberapa wavelet secara matematis digambarkan dengan menggunakan fungsi kontinyu. Namun agar dapat digunakan untuk sinyal digital, wavelet tersebut juga perlu diubah menjadi *wavelet filter*. *Wavelet filter* adalah sekumpulan titik-titik yang jumlahnya terbatas hasil sampling dari sebuah wavelet kontinyu.

1.3 Discrete Wavelet Transform

Transformasi adalah proses mengubah representasi sinyal menjadi bentuk lain tanpa menghilangkan informasi yang dibawanya. Terkadang transformasi diperlukan untuk memudahkan dalam menganalisis suatu sinyal. Misalkan untuk menghilangkan *noise* pada sebuah sinyal diperlukan transformasi sinyal dari domain waktu menjadi domain frekuensi. Hal ini dilakukan karena biasanya *noise* yang terdapat di dalam sinyal berada pada frekuensi tertinggi. Setelah ditransformasi, frekuensi sinyal yang berhubungan dengan *noise* dihilangkan kemudian sinyal ditransformasi balik menjadi domain waktu. Hasilnya adalah sinyal yang lebih halus dari sinyal aslinya.

DWT membagi sinyal menjadi dua spektrum frekuensi, yaitu frekuensi tinggi dan rendah. Frekuensi tinggi biasa disebut dengan koefisien wavelet sedangkan frekuensi rendah disebut dengan koefisien aproksimasi. Agar dapat menangkap dua spektrum frekuensi tersebut, DWT menggunakan dua *filter*, yaitu *high pass filter* disimbolkan dengan $g[n]$ yang digunakan untuk menangkap spektrum frekuensi tinggi dan *low pass filter* disimbolkan dengan $h[n]$ untuk menangkap spektrum frekuensi yang lebih rendah. Koefisien hasil aproksimasi kemudian diproses kembali menggunakan kedua *filter* tersebut hingga mencapai level tertentu [12].

2. TINJAUAN PUSTAKA

Beberapa penelitian terakhir mengungkapkan bahwa untuk dapat melakukan ekstraksi konten pada suara terdapat beberapa algoritma yang populer digunakan oleh banyak peneliti. Penelitian yang dilakukan oleh Bassam et al (2015) tentang *speech recognition* menggunakan neural network. Dalam penelitian tersebut ekstraksi fitur yang digunakan adalah *discrete wavelet transform* yang dikombinasikan dengan *principal component analysis* yang hasilnya akan dilakukan perbandingan antara kedua metode tersebut. Hasil ekstraksi akan dilatih oleh neural network untuk dapat menarik kesimpulan. Jumlah data *training* yang digunakan sangatlah berpengaruh pada hasil dari testing yang dilakukan. *Principal component analysis* (PCA) memiliki hasil yang lebih baik dari *discrete wavelet transform* (DWT) ketika menggunakan data set yang belum dilatih sebelumnya. Namun, ketika menggunakan dataset yang sama, maka keduanya akan menghasilkan keluaran yang sama tanpa error. Dalam penelitian ini, PCA bekerja lebih baik daripada DWT [13].

Pada penelitian yang dilakukan Siva et al (2018) melakukan klasifikasi aritmia menggunakan *artificial neural network* (ANN) dan *discrete wavelet transform* (DWT). Klasifikasi tersebut untuk mengetahui kerusakan jantung ireversibel menggunakan kombinasi dari ANN dan DWT. Ekstraksi yang dilakukan oleh DWT akan dimasukkan ke dalam proses ANN yaitu *training*. Hasil klasifikasi yang dievaluasi adalah efisiensi evaluasi, *area under curve* (AUC), *receiver operating characteristic* (ROC) dan *confusion matrix* [14].

Penelitian dari Mansouri et al (2016) melakukan klasifikasi terhadap suara yang mampu untuk mengenali emosi yang terjadi pada manusia, karakteristik baru yang tercipta dalam kurun waktu tertentu, frekuensi dan domain frekuensi secara berurutan untuk meningkatkan akurasi. Proses yang dilakukan adalah dengan melakukan ekstraksi fitur pada suara seperti *Pitch*, *MFCC*, *Wavelet*, *ZCR* dan *energy*. Dari hasil ekstraksi tersebut akan menjadi dasar klasifikasi yang dilakukan oleh ANN kemudian dimasukkan ke dalam database sebagai basis pengetahuan sistem [15].

Penelitian yang dilakukan oleh Yan Shi et al (2018) membahas tentang ekstraksi fitur

suara sputum pada pernafasan menggunakan wavelet kemudian diklasifikasikan menggunakan ANN. Sputum merupakan sinyal dengan kategori non-stasioner sehingga perlu menggunakan wavelet untuk dapat membaca waktu dan frekuensi dari sinyal sputum. Proses yang dilakukan adalah ekstraksi sinyal menjadi subband frekuensi, setiap subband frekuensi tersebut akan memberikan statistik berupa fitur ekstraksi yang akan dimasukkan dalam keofisien wavelet. Untuk proses klasifikasi menggunakan *backpropagation* atau propagasi balik dari ANN dengan akurasi maksimum sebesar 88% [16].

Penelitian yang dilakukan oleh Fatma et al (2015) melakukan pengujian pada pasien asma dan orang sehat dengan klasifikasi pada suara yang dihasilkan oleh pernafasan. Sinyal suara akan didekomposisi menjadi beberapa sub frekuensi menggunakan *discrete wavelet transform* (DWT) dan *wavelet packet transform* (WPT) kemudian akan diklasifikasi oleh JST. Hasil klasifikasi JST tersebut akan divalidasi kembali oleh *k-fold cross validation* untuk memberikan hasil klasifikasi terbaik. Dalam penelitian tersebut kombinasi antara DWT dan JST memiliki akurasi yang lebih baik daripada kombinasi dari WPT dan JST [17].

3. METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini menggunakan metode pengumpulan data dan perancangan sistem. Dalam pengumpulan data terdapat dua cara yaitu dengan pengumpulan data primer. Dalam pengumpulan data primer, penulis memperoleh data langsung dari objek penelitian yang akan diteliti yaitu suara yang diperoleh dari dataset di internet.

Teknik pengumpulan data yang dilakukan adalah dengan menggunakan studi pustaka dan observasi. Pada studi pustaka, penulis menggunakan jurnal atau literature sebagai acuan dalam penulisan, sedangkan pada observasi penulis mengamati dataset yang ada di internet yang kemudian dijadikan sample dalam melakukan proses *training* dan *testing*. Gambaran umum tahapan klasifikasi audio yang dilakukan yaitu dimulai dari studi pustaka, mencari referensi jurnal atau literatur terkait yang akan menjadi acuan dalam penulisan, kemudian melakukan observasi dan pengumpulan data guna memperoleh hasil yang nyata dari studi pustaka yang telah dilakukan sebelumnya. Tahapan selanjutnya yaitu

melakukan pengolahan data dengan ekstraksi ciri dan fitur suara menggunakan *discrete wavelet transform* (DWT), *training* dan *testing* data menggunakan *artificial neural network* (ANN), validasi data dengan *k-fold cross validation*. Setelah beberapa tahapan selesai maka akan menghasilkan informasi yang dapat di analisis untuk menghasilkan kesimpulan. Dari kesimpulan tersebut dapat ditarik sebuah evaluasi kekurangan serta dari hasil penelitian sekaligus memberikan saran terhadap hasil penelitian.

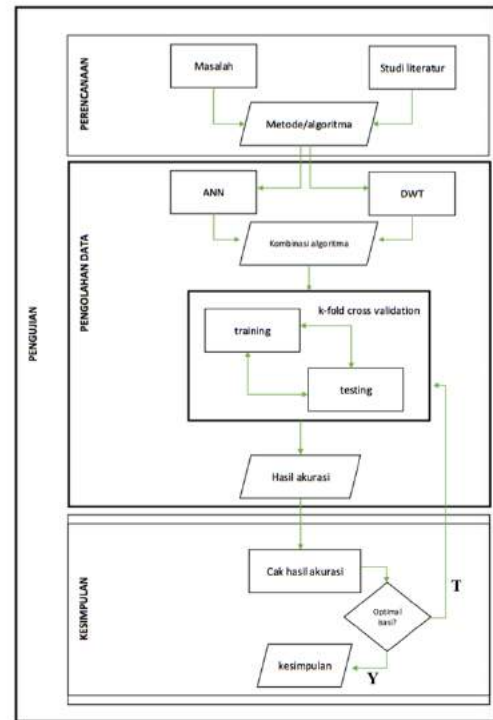
Kelebihan dari analisis sinyal menggunakan wavelet adalah bahwa dapat dipelajarinya karakteristik sinyal secara lokal dan detil, sesuai dengan skala-nya. Sifat ini sangat berguna untuk sinyal-sinyal non-stasioner atau memiliki komponen transien dengan waktu-hidup (*lifetime*) yang pendek atau memiliki karakteristik yang berbeda pada skala-skala yang berbeda atau memiliki singularitas. Selain pemanfaatan pada karakteristik sinyal berdasarkan waktu dan frekuensi, wavelet juga dapat sebagai blok pembangun dalam proses penguraian (decomposition) atau ekspansi deret. Jadi, suatu penyajian data menggunakan wavelet dilakukan dengan cara ekspansi tak-berhingga dari wavelet yang diulur atau *dilated* dan digeser atau *translated*.

Kepentingan penggunaan Transformasi Wavelet ini berdasarkan fakta bahwa dengan Transformasi Wavelet akan diperoleh resolusi waktu dan frekuensi yang jauh lebih baik daripada metode-metode lainnya seperti Transformasi Fourier maupun Transformasi Fourier Waktu Pendek (STFT=Short Time Fourier Transform), selain itu analisis data pada kawasan waktu dan frekuensi penting dan harus dilakukan untuk mempelajari perilaku sinyal-sinyal non-stasioner, selain itu juga dapat dilakukan analisis data pada kawasan waktu dan amplitudo serta kawasan frekuensi dan daya (spektrum). Masalah lain yang dihadapi adalah peningkatan akurasi yang dapat dilakukan dengan ANN dan DWT. Untuk meningkatkan akurasi tersebut dapat menambahkan berbagai parameter seperti *learning rate*, inialisasi bobot, waktu *training* selesai, *testing*, validasi dan lainnya. Pengenalan suara yang disajikan oleh berbagai penelitian tersebut, mencoba mengenali tentang penyakit pada manusia berdasarkan pernafasan dan jantung. Selain itu, pengenalan suara dilakukan untuk suara manusia yaitu mengenali emosi berdasarkan

suara. Pengenalan suara dapat dilakukan juga untuk mengenali suara hewan untuk menentukan jenis hewan tersebut.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dalam penelitian ini terangkum dalam Gambar 1 dibawah ini.



Gambar 1. Alur penelitian

4.1 Input dan Preprocessing Data

Proses input dan *preprocessing* data, data audio akan diolah menggunakan teknik pemotongan dan teknik *resampling* (*downsampling*). Kedua teknik tersebut akan di bandingkan untuk memperoleh hasil terbaik. Teknik *downsampling* hampir sama dengan teknik pemotongan, yang berbeda adalah dalam *downsampling*, data akan dikurangi secara berseling, dalam artian ketika sebuah blok audio terdiri dari ganjil dan genap, maka dalam *downsampling* akan menghilangkan blok genap saja atau ganjil saja sehingga tersisa data yang dibutuhkan. Berikut adalah rumus untuk rumus *downsampling* :

$$g[n] = f[nN] ; N = 2, 3, \dots \dots \dots (2)$$

Dengan $g[n]$ adalah sinyal keluaran hasil *downsampling* dan $f[n]$ adalah masukan diskret.

4.2 Feature Ektraktion Discrete Wavelet Transform (DWT)

DWT membagi sinyal menjadi dua spektrum frekuensi, yaitu frekuensi tinggi dan rendah. Frekuensi tinggi biasa disebut dengan koefisien wavelet sedangkan frekuensi rendah disebut dengan koefisien aproksimasi. Agar dapat menangkap dua spektrum frekuensi tersebut, DWT menggunakan dua filter, yaitu high pass filter disimbolkan dengan $g[n]$ yang digunakan untuk menangkap spektrum frekuensi tinggi dan low pass filter disimbolkan dengan $h[n]$ untuk menangkap spektrum frekuensi yang lebih rendah. Koefisien hasil aproksimasi kemudian diproses kembali menggunakan kedua filter tersebut hingga mencapai level tertentu. Operasi pemfilteran dapat dituliskan sebagai berikut:

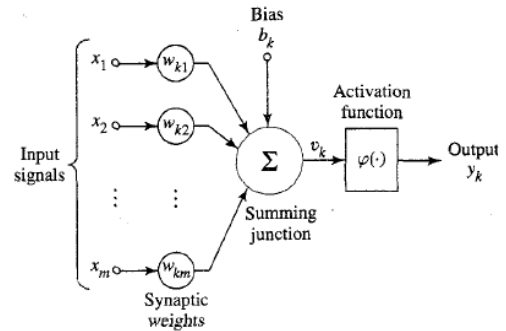
$$y_{high}[k] = \sum_n x[n]g[2k - n] \dots \dots \dots (3)$$

$$y_{low}[k] = \sum_n x[n]h[2k - n] \dots \dots \dots (4)$$

Dimana $g[n]$ dan $h[n]$ adalah high pass dan low pass filter. Hasil dekomposisi pada persamaan tersebut berupa aproksimasi sinyal yang memuat separuh dari resolusi waktu sinyal aslinya [12].

4.3 Training, Testing dan Validasi Data

Dalam pemrosesan *training* dan *testing data* seperti pada Gambar 1, akan ditangani oleh *artificial neural network* (ANN), kemudian akan divalidasi oleh *k-fold cross validation* untuk memastikan kebenaran data yang dimasukkan ke dalam sistem. *Artificial Neural Network* (ANN) merupakan jaringan yang memodelkan sistem saraf otak manusia [8] menggunakan neuron yang disusun menurut arsitektur tertentu. Neuron di dalam ANN dimodelkan dengan sel saraf buatan yang disebut *perceptron*. *Perceptron* merupakan bentuk paling sederhana dari *neural network* yang digunakan untuk mengklasifikasikan pola [9].



Gambar 2. *Perceptron* [9]

Pada Gambar 2 terdapat bobot bias yang didefinisikan sebagai b_k yang mendapat nilai masukkan +1 yang berguna untuk menghindari linear combiner yang bernilai 0. Sinyal input didefinisikan sebagai x^1, x^2, \dots, x^m . Bobot didefinisikan sebagai $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{km}$. Maka *net input* dapat dituliskan dengan persamaan:

$$v_k = \sum_{j=1}^m w_{kj}x_j + b_k \dots (4)$$

$$y_k = \varphi(v_k) \dots \dots \dots (5)$$

Dimana $\varphi(.)$ merupakan fungsi aktivasi. Ada berbagai macam fungsi aktivasi yang dapat digunakan, seperti *hard limiter*, *sigmoid*, *logistik*, *ReLU* dll yang berfungsi untuk membatasi nilai output y_k pada range tertentu.

Neuron di dalam ANN dimodelkan dengan sel saraf buatan yang disebut *perceptron*. *Perceptron* merupakan bentuk paling sederhana dari *neural network* yang digunakan untuk mengklasifikasikan pola [9]. Sebuah *perceptron* memiliki tiga bagian, yaitu: sekumpulan *synapse* yang dicirikan dengan *weight*, *linear combiner* yang menjumlahkan sinyal input berdasarkan bobot *synapse* yang menyertainya, *activation function* yang berguna untuk membatasi amplitudo hasil dari *linear combiner* agar hasil keluarannya tidak melebihi *range* yang telah ditentukan.

Sehingga untuk menghitung perubahan bobot yang terhubung ke layer output dapat dilakukan dengan formula berikut:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = (t - y)f'(net_j)x_i \dots \dots \dots (6)$$

Dimana, t adalah target output, y adalah hasil output dari neural network, $f'(net_j)$ adalah turunan dari fungsi aktivasi, sedangkan x_i adalah output dari neuron ke i . Agar dapat memfasilitasi perubahan bobot pada hidden layer maka dilakukan penghitungan nilai sensitibilitas error sebagai berikut:

$$\delta_j = \frac{\partial E}{\partial o_j} \frac{\partial o_j}{\partial net_j} \dots\dots\dots (7)$$

Sehingga sensibilitas *error* pada *hidden neuron* dapat dituliskan:

$$\delta_i = f'(net_i) \sum_l \delta_l w_{il} \dots\dots\dots (8)$$

Dengan begitu bobot dapat diubah dengan menggunakan formula sebagai berikut:

$$\Delta w_{ij} = \mu \delta_j x_i \dots\dots\dots (9)$$

Dimana, μ adalah learning rate.

Salah satu masalah yang dihadapi oleh neural network adalah terjebak dalam local minima. Untuk menghindari hal ini, neural network biasanya menggunakan momentum m . Dengan momentum m , maka perubahan bobot pada waktu t dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$\Delta w_{ij}(t) = \mu \delta_j x_i + m \Delta w_{ij}(t - 1) \dots\dots (10)$$

Pada proses pelatihan data baik untuk *testing* dan *training*, akan ditangani oleh *backpropagation* yang bekerja dengan cara mengubah bobot-bobot yang saling menghubungkan *neuron* antar layer dengan berdasar pada error yang dihasilkan antara output neuron dengan target output yang diharapkan. Dasar perhitungan perubahan bobot terhadap error adalah sebagai berikut:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial o_j} \frac{\partial o_j}{\partial net_j} \frac{\partial net_j}{\partial w_{ij}} \dots\dots\dots (11)$$

Dimana, E adalah error dan w_{ij} adalah bobot yang menghubungkan neuron i dan j , o_j adalah nilai output dari neuron j sedangkan net_j adalah jumlah input terbobot.

Validasi data yang dilakukan adalah menggunakan *k-fold cross validation*, dimana pada saat proses *training* dan *testing data*, proses tersebut akan dilakukan sebanyak k kali, untuk menguji data sehingga memperoleh hasil yang maksimal [8].

4.4 Analisis Hasil Penelitian

Dari beberapa pengujian yang dilakukan terdapat beberapa parameter yang dijadikan dasar dalam melakukan pengujian yaitu jenis wavelet yang digunakan adalah Haar dan

Daubechies 2, momentum dan learning rate. Pengaturan tambahan yang dilakukan adalah hidden layer yang digunakan sebanyak 3 buah, jumlah neuron yang dipakai adalah 256 buah, level dekomposisi yang dipakai adalah 1 kali, kemudian untuk epoch yang dilakukan adalah sebanyak 500 kali. Hasil pengujian yang dilakukan terdapat pada Tabel 1 berikut ini :

Tabel 1. Hasil pengujian model

No	Wavelet	Preprocessing	LR	M	Percobaan dan Akurasi					Rata-rata	
					1	2	3	4	5		
1	Haar	Cutting	0.8	0.8	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.74	
2			0.8	0.2	0.5	0.7	0.7	0.7	0.7	0.75	
3			0.2	0.8	0.7	0.7	0.7	0.8	0.8	0.78	
4			0.2	0.2	0.5	0.8	0.7	0.8	0.8	0.78	
5		Downsampling	0.8	0.8	0.6	0.8	0.8	0.8	0.8	0.86	
6			0.8	0.2	0.8	0.8	0.6	0.8	0.8	0.86	
7			0.2	0.8	0.9	0.8	0.7	0.8	0.8	0.87	
8			0.2	0.2	0.0	0.9	0.7	0.8	0.8	0.87	
9		Daubechies 2	Cutting	0.8	0.8	0.7	0.7	0.7	0.7	0.7	0.74
10				0.8	0.2	0.3	0.7	0.7	0.7	0.7	0.74
11				0.2	0.8	0.2	0.8	0.8	0.6	0.6	0.77
12				0.2	0.2	0.6	0.7	0.8	0.8	0.8	0.78
13			Downsampling	0.8	0.8	0.2	0.8	0.8	0.8	0.8	0.82
14				0.8	0.2	0.5	0.8	0.6	0.3	0.3	0.83
15				0.2	0.8	0.7	0.8	0.8	0.8	0.8	0.86
16				0.2	0.2	0.9	0.8	0.7	0.9	0.8	0.88

Dari Tabel 1 diatas dapat diketahui bahwa nomor 1 s.d. 16 merupakan kombinasi dari wavelet haar dan daubechies2 dengan preprocessing masing-masing, baik dengan

cutting maupun dengan downsampling. Pada tabel tersebut diketahui jika rata-rata akurasi yang terbaik pada percobaan ke 16 yaitu 88.6% dengan konfigurasi yang dilakukan adalah wavelet daubechies2, *preprocessing* menggunakan *downsampling*, *learning rate* dan *momentum* sebesar 0.2. Kemudian untuk rata-rata terendah, pada percobaan ke 1 yaitu 74.2% dengan konfigurasi wavelet Haar, *preprocessing* menggunakan *cutting*, *learning rate* dan *momentum* 0.8. Dapat ditarik kesimpulan bahwa, semakin kecil learning rate dan momentum yang diberikan, berarti memberikan akurasi yang lebih baik.

5. KESIMPULAN

Kesimpulan yang diperoleh dari hasil penelitian tersebut adalah sebagai berikut :

1. Nilai pada *learning rate* dan *momentum* saling mempengaruhi, semakin kecil nilai keduanya maka semakin baik nilai akurasi yang dihasilkan.
2. Pada penelitian ini wavelet daubechies2 memiliki hasil akurasi lebih baik daripada wavelet haar.
3. Hasil *preprocessing* menggunakan teknik *downsampling* memiliki hasil ekstraksi lebih baik daripada menggunakan teknik *cutting*.
4. Nilai akurasi tertinggi yaitu 88.6% dengan *learning rate* 0.2 dan *momentum* 0.2 menggunakan wavelet daubechies2.

Nilai akurasi terendah yaitu 74.2% dengan *learning rate* 0.8 dan *momentum* 0.8 menggunakan wavelet haar. Penelitian lebih lanjut dapat dilakukan dengan menggunakan jenis wavelet lain seperti daubechies15, symlets atau juga bisa menggunakan biorthogonal. Selain itu dapat diujikan dengan objek lain yang masih berkaitan dengan *audio processing*.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Sound Research Laboratories. (1976). *Practical Building Acoustics*. New York: Halstead Press.
- [2] Egan, M. D. (1972). *Architectural Acoustics*. New York: McGraw-Hill.
- [3] Al-Irham, Y. F., & Saeed, E. G. (2010). Arabic Word Recognition Using Wavelet Neural Network. *Scientific Conference on Information Technology*, 29-30.
- [4] Waluyanti, S. (2018, November 2). *Teknik Audio Video*. Retrieved from Teknik Audio Video: <http://staffnew.uny.ac.id/upload/131635621/pendidikan/BAB+I+DASAR+SINYAL+AUDIO-EDIT.pdf>
- [5] Defiyanti, S., & Jajuli, M. (2015). Integrasi Metode Klasifikasi Dan Clustering dalam Data Mining. *Konferensi Nasional Informatika (KNIF)*.
- [6] Zahid, S., Hussain, F., Rashid, M., Yousaf, M. H., & Habib, H. A. (2015, April 16). Optimized Audio Classification and Segmentation Algorithm by Using Ensemble Methods. *Hindawi Publishing Corporation Mathematical Problems in Engineering*.
- [7] Lerch, A. (2012). *An Introduction to Audio Content Analysis (Applications in Signal Processing and Music Informatics)*. New Jersey: John Wiley & Sons, inc.
- [8] Suyanto. (2017). *Data Mining untuk Klasifikasi dan Klusterisasi Data*. Bandung, Indonesia: Penerbit INFORMATIKA.
- [9] Haykin, S. (1999). *Neural Networks - A Comprehensive Foundation* (2nd Edition ed.). Delhi, India: Pearson Education (Singapore) Pte. Ltd., Indian Branch.
- [10] Burrus, C. S., Gopinath, R. A., & Guo, H. (1998). *Introduction to Wavelets and Wavelet Transforms*. Upper Saddle River, New Jersey, United States of America: Prentice Hall.
- [11] Fugal, D. L. (2009). *Conceptual Wavelets in Digital Signal Processing*. San Diego, California, United States of

- America: Space and Signals Technical Publishing.
- [12] Polikar, R. (2018, Oktober 2018). *The Wavelet Tutorial*. Retrieved from Fundamental Concepts and an Overview of The Wavelet Theory: <http://web.iitd.ac.in/~sumeet/WaveletTutorial.pdf>
- [13] El-Zaghmouri, B. M. (2015, Mei 23). Speech Recognition Using Neural Networks. . *International Conference on Computing, Communication and Control Engineering (IC4E)* .
- [14] Siva, Sundar, H., Siddharth, Nithin, & Rajesh. (2018). Classification of Arrhythmia using Wavelet Transform and Neural Network Model. *Journal of Bioengineering and Biomedical Science* , Vol 8.
- [15] Mansouri, B. Z., Mirvaziri, H., & Sadeghi, F. (2016). Designing and Implementing of Intelligent Emotional Speech Recognition with Wavelet and Neural Network. *International Journal of Advance Computer Science and Applications (IJACSA)* , Vol 7.
- [16] Shi, Y., Wang, G., Niu, J., Zhang, Q., Cai, M., Sun, B., et al. (2018). Classification of Sputum Sounds Using Artificial Neural Network and Wavelet Transform. *International Journal of Biological Sciences* , Vol 14, 938-945.
- [17] Gogus, F. Z., & Karlik, B. (2015, Desember). Classification of Asthmatic Breath Sounds by Using Wavelet Transforms and Neural Networks. *Engineering and Technology Publishing* , 106-111.