sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber

Hak

cipta

BILK

USKa

Ria

2.1

łak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang mengutip

BAB II LANDASAN TEORI Suara

Suara adalah sebuah fenomena yang dihasilkan oleh suatu getaran benda, getaran benda berupa sinyal analog dan amplitudo yang berubah-ubah terhadap waktu. Suara berhubungan dengan pendengaran untuk proses perambatan suara biasanya merambat melalui udara, suara tidak bisa merambat melalui ruangan hampa. Suara berkaitan dengan Frekuensi, amplitudo dan panjang gelombang (Waluyanti 2008).

2.2 Audio

Audio adalah bunyi yang dihasilkan oleh suatu getaran benda. Agar dapat didengar manusia getaran tersebut harus cukup kuat minimal 20 kali per detik. Banyaknya getaran dihitung dalam satuan cycle per second (cps) atau dikenal dengan Hertz (Hz). Daya tangkap manusia antara 20 Hz sampai 20 kHz (Parks 2000). Pencarian jumlah getaran dapat dilakukan dengan persamaan (Fisikastudycenter 2018)

$$n = f \times t \tag{2.1}$$

Keterangan : n = Jumlah getaran

f =Frequensi

t = waktu

Audio memiliki berbagai macam format file diantaranya adalah format mp3 dan wav. Mp3 adalah salah satu format audio yang telah dikompresi dari WAV yang tidak terlalu banyak mengurangi kualitas suaranya sehingga ukuran berkas menjadi lebih kecil, sedangkan file WAV (Waveform Audio File Format) merupakan format file digital audio yang disimpan dalam bentuk digital dengan ekstensi WAV. File ini menyimpan amplitudo dan frekuensi sehingga memerlukan penyimpanan yang besar.

File WAV dibagi menjadi tiga bagian dalam menyimpan informasi (Wiedjaja, Pangbun, Abram 2004):

1. *Chunk* RIFF dan *chunk* itu menyatakan bahwa *file* tersebut adalah wav

Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

cipta

ak

BILK

Ka

of Sultan Syarif Kasim Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

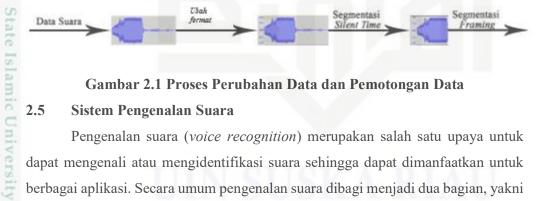
- 2. Chunk FORMAT, chunk yang berisi paramater atau sifat file wav
- 3. Chunk DATA, chunk berisi data sinyal sesungguhnya

Amplitudo 2.3

Amplitudo merupakan simpangan dari suatu getaran yang menghasilkan suara tersebut. Amplitudo adalah simpangan terbesar titik setimbang. Setiap amplitudo mempunyai nilai masing-masing pada setiap waktunya, dan semakin keras suara maka semakin besar nilai amplitudonya.

2.4 Pemerosesan Data

Pada pemerosesan data ini yang dilakukan mengubah format ekstensi file menjadi *.wav, alasan perubahan ekstensi menggunakan *.wav sesuai yang dijelaskan diatas karena ekstensi *.wav merupakan data berupa nilai frekuensi dan amplitudo yang sebenarnya tanpa adanya kompresi file, mengubah sampling rate, mengubah nilai amplitudo menjadi maksimum satu dan minimum satu. Proses pemotongan file dilakukan setelah perubahan format data selesai. Proses pemotongan data dilakukan untuk menghapus suara kosong atau diam terhadap data suara yang telah direkam dan memotong data yang suara telah direkam menjadi beberapa *frame*. Ilustrasi perubahan data dan pemotongan data di lihat pada gambar 2.1 berikut ini



Gambar 2.1 Proses Perubahan Data dan Pemotongan Data

2.5 Sistem Pengenalan Suara

Pengenalan suara (voice recognition) merupakan salah satu upaya untuk dapat mengenali atau mengidentifikasi suara sehingga dapat dimanfaatkan untuk berbagai aplikasi. Secara umum pengenalan suara dibagi menjadi dua bagian, yakni tahap pembelajaran pola dan tahap tahap pengenalan suara melalui perbandingan pola (Angga, Achmad, and Rizal 2011). Pola diagram pembelajaran pola dan pengenalan suara ditunjukkan pada Gambar 2.1 dan Gambar 2.2 berikut.

ak

cipta milik UIN Suska

Ria

łak Cipta Dilindungi Undang-Undang Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber

Suara Pembelajaran Model Pembelajaran Pengekstraksi Ciri Pola

Gambar 2.2 Proses Pembelajaran Pola (Angga et al. 2011)



Gambar 2.3 Proses Pengenalan Suara (Angga et al. 2011)

2.6 Pengekstraksi Ciri

Pengekstraksi ciri atau ekstraksi ciri merupakan proses mendapatkan sederatan besaran pada bagian sinyal masukan untuk menetapkan pola pembelajaran atau pola uji (Angga et al. 2011).

2.7 Metode Pengekstraksi Ciri

Dalam pengenalan suara mempunyai beberapa metode untuk dapat mengekstraksi ciri suara digital (Riyanto & Sutejo, 2014), diantaranya Linear Predictive Coding (LPC) Salah satu metode yang berfungsi untuk pengenalan suara. LPC menyediakan pemodelan suara untuk sinyal ucapan (speech signal), terutama untuk bagian voiced dimana pemodelan all pole model LPC menghasilkan selubung spektral jalur vokal, berikutnya Mel Frequency Cepstrum Coefficience (MFCC) Mel Frequency Cepstral Coefficients merupakan koefisien yang mempresentasikan audio.

2.8 Mel Frequency Cepstral Coefficients (MFCC)

Menurut (Riyanto and Sutejo 2014) salah satu metode terbaik dalam pengeksrasian ciri suara adalah Mel Frequency Cepstral Coefficients (MFCC). MFCC merupakan koefisien yang mempresentasikan audio. Metode ini diperkenalkan oleh Davis dan Mermelstein di tahun 1980-an. Ekstraksi ciri dalam proses ini ditandai dengan perubahan data suara menjadi data citra berupa spektrum gelombang. Kebanyakan sistem pengenalan ucapan saat ini menggunakan MFCC sebagai feature karena sistem pengenal ucapan menjadi lebih presisi dalam

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

łak Cipta Dilindungi Undang-Undang Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber

berbagai kondisi (Chamidy 2016). Langkah-langkah dalam ekstraksi ciri menggunakan MFCC sebagai berikut: 1. Frame Blocking Pada langkah ini sinyal ucapan yang telah ter-emphasis dibagi menjadi beberapa frame (bingkai) dengan masing-masing frame memuat N sampel sinyal dan frame yang saling yang berdekatan dipisahkan

pendek (Chamidy 2016).

2. Windowing

Selanjutnya windowing setiap frame untuk meminimalisir diskontinuitas sinyal pada permulaan dan akhir setiap frame. Konsepnya meruncingkan sinyal ke angka nol pada permulaan dan akhir setiap frame (Angga et al. 2011). Bila window didefenisikan sebagai w(n), $0 \le n \le N-1$, dengan N adalah jumlah sample tiap frame, maka hasil dari proses sinyal (Syafira 2014):

sejauh M sample. Menyusun sinyal ke dalam bingkai yang lebih

$$y(n) = x(n) \times w(n), 0 \le n \le N-1$$
 (2.2)

keterangan : y(n) = sinyal hasil windowing sample ke - n

x(n) = Nilai sampel ke - n

w(n) = Nilai window ke - n

n = 0, 1, 2, 3, ..., N-1

N =Jumlah sample dalam *frame*

Windowing memiliki beberapa bentuk, dalam kasus ini digunakan hamming window yang mempunyai persamaan sebagai berikut

$$w(n) = 0.54 + 0.46 \cos(\frac{2\pi n}{N-1}), \ 0 \le n \le N-1$$
 (2.3)

keterangan : w(n) = Window

= Jumlah sample pada masing – masing frame

 $= 0, 1, 2, 3, \dots, N-1$

3. Fast Fourier Transform (FFT)

FFT berfungsi untuk mengubah setiap frame dari domain waktu menjadi domain frequensi. FFT adalah sebuah algoritma cepat untuk implementasi Discrete Fourier Transform (DFT) yang dioperasikan



łak Cipta Dilindungi Undang-Undang

pada sinyal waktu diskret yang terdiri dari N sample sebagai berikut (Syafira 2014):

$$f(n) = \sum_{k=0}^{N-1} Y_n e^{-2\pi jkn/N}, n = 0,1,2,3,...,N-1$$
 (2.4)

Keterangan:

= Frekuensi f(n)

= 3,14π

= 2.7182813e

= Sinyal masukan dari proses windowing Y_n

N = Jumlah sample pada masing-masing frame

= 0, 1, 2, 3, ..., N-1n

= 0, 1, 2, 3, ..., N-1k

= Bilangan Imajiner

4. Mel Frequency Wrapping

Skala mel freku ensi adalah skala frekuensi linier di bawah 1000 Hz dan skala logaritmik di atas 100 Hz. Untuk mendapat mel-frequency wrapping terlebih dahulu dibuat filter bank dengan menggunakan persamaan berikut (Sardjono 2015):

$$H(n) = 2595 \times \log_{10}(1 + \frac{f(n)}{700})$$
 (2.5)

Keterangan:

H(n) = Mel-filter

= 0,1,2,3,...,N-1

= Frequensi

Kemudian setelah didapatkan nilai filter bank, maka langkah selanjutnya adalah menghitung mel frequency wrapping

$$S(1) = X(l) \times H(l)$$
 (2.6)

keterangan:

= Sinyal hasil *mel-frequency wrapping* S(l)

X(l)= Frequensi

= FilterBankH(l)

= 0,1,2,3,...,N-1l



lak Cipta Dilindungi Undang-Undang

penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber

5. Cepstrum

Cepstrum biasa digunakan untuk mendapat informasi dari suatu sinyal suara yang di ucapkan oleh manusia. Pada langkah terakhir ini, spektrum log mel dikonversi menjadi cepstrum menggunakan Discrete Cosine Transform (DCT). Hasil dari proses ini dinamakan MFCC. MFCC ini adalah hasil dari alih ragam cosinus dari logaritma term power spectrum yang dinyatakan dalam skala melfrequensi. Bila mel power spectrum coefficients dinotasikan sebagai Sk, k = 1,2,...,K. Persamaan koefisien dari MFCC (Cn) sebagai berikut (Sardjono 2015):

$$Cn = \sum_{p=1}^{N-1} (\log \text{Sp}) \cos \left(\frac{n(p-\frac{1}{2})\pi}{K} \right), n = 1, 2, ..., K$$
 (2.7)

keterangan: n = 1,2,3,...,K

 $\pi = 3.14$

Cn = Mel Frequency Cepstrum Coefficient

Sp = Sinyal hasil mel-frequency wrapping

=0,1,2,3,...,N-1

= Jumlah koefisien

2.9 Normalisasi

Tahap normalisasi data sangat diperlukan untuk proses, agar nilai input dan target tersebut berada di dalam range 0.1 sampai 0.9. Normalisasi data dapat dihitung dengan menggunakan persamaan berikut ini (Siang 2005).

$$x' = \left(\frac{0.8(x-a)}{b-a}\right) + 0.1\tag{2.8}$$

Keterangan:

= Hasil Normalisasi data latih

X = Nilai data latih yang akan dinormalisasi

= Nilai minimal dari semua data latih yang akan dinormalisasi

b = Nilai maksimal dari semua data latih yang akan dinormalisasi

2.10 Pengenalan Pola

Pola adalah suatu benda yang terdefinisi yang dapat didefeniskan melalui ciri-cirinya. Ciri-ciri ini digunakan untuk membedakan suatu pola dengan pola



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

ak

BILK

Ka

State Islamic University

of Sultan Syarif Kasim Riau

lainnya. Pengenalan pola bertujuan untuk menentukan kelompok atau kategori pola berdasarkan ciri-ciri yang dimiliki oleh pola tersebut. Pengenalan pola dapat dilakukan dengan pendekatan secara statistic yaitu dengan metode keputusan yang ada dalam statistik, yang ke dua adalah pendekatan secara sintakin yaitu penentuan pola berdasarkan hubungan penyusun tata bahasanya dan yang ke tiga adalah jaringan syaraf tiruan yaitu mesin klasifikasi yang dipresentasikan seperti neuron manusia (David, 2014). Proses pengenalan pola yang dilakukan adalah pendekatan dengan jaringan syaraf tiruan menggunakan proses pembelajaran dan proses pelatihan (David, 2014).

2.10.1 Jaringan Syarat Tiruan

Menurut (Bishop 2013) salah satu yang terbaik untuk pengenalan pola adalah Jaringan Syaraf Tiruan. Jaringan syaraf Tiruan (JST) merupakan representasi buatan dari otak manusia yang selalu mencoba mensimulasikan proses pembelajaran pada otak manusia tersebut, istilah buatan disini digunakan karena jaringan syaraf ini diimplementasikan dengan menggunakan program komputer yang mampu menyelesaikan sejumlah proses perhitungan selama proses pembelajaran (T.Sutojo, Edy Mulyanto 2011).

Jaringan syaraf tiruan merupakan salah satu representasi buatan dari otak manusia yang selalu mencoba untuk dapat mensimulasikan proses pembelajaran pada otak manusia dengan menggunakan program komputer yang dapat menyelesaikan sejumlah proses perhitungan (T.Sutojo, Edy Mulyanto 2011). Dengan adanya kemampuan belajar, maka diharapkan jaringan syaraf tiruan ini dapat menyelesaikan masalah layaknya manusia. Pada proses pembelajaran jaringan syaraf tiruan ini dimasukkan pola-pola input atau output dan selanjutnya jaringan akan mendapatkan ajaran untuk dapat memberikan jawaban yang bisa diterima oleh pengguna.

Proses pembelajaran pada jaringan syaraf tiruan diklasifikasikan menjadi tiga, yaitu supervised learning, unsupervised learning dan hybrid (T.Sutojo, Edy Mulyanto 2011). Supervised learning atau pembelajaran terawasi adalah suatu metode pembelajaran pada jaringan syaraf tiruan disebut pembelajaran terawasi jika output (keluaran) yang diharapkan telah diketahui sebelumnya. Unsupervised

Islamic

of Sultan Syarif Kasim Riau



Dilarang mengutip

ak

BILK

Ka

learning atau pembelajaran tidak terawasi adalah suatu metode pembelajaran pada jaringan syaraf tiruan disebut pembelajaran tidak terawasi dikarenakan pada metode ini memerlukan target output (keluaran) dan tidak dapar ditentukan hasil yang diharapkan selama proses pembelajaran. Metode ini dapat dikelompokkan unitunit yang hampir sama pada area tertentu. Metode ini biasa digunakan pada klasifikasi dan pengelompokan pola (Kusumadewi, 2003). Hybrid merupakan gabungan dari kedua metode ini sebagian dari bobot-bobotnya ditentukan melalui pembelajaran terawasi (supervised learning) dan sebagian lainnya ditentukan melalui pembelajaran tidak terawasi (unsupervised learning).



Gambar 2.4 Struktur Neural Jaringan Syaraf Tiruan (T.Sutojo, Edy Mulyanto, 2011)

Jaringan Saraf Tiruan (JST) didefinisikan sebagai suatu sistem pemrosesan informasi yang mempunyai karakteristik menyerupai jaringan saraf manusia Gambar 2.4. Jaringan saraf tercipta sebagai suatu generalisasi model matematis dari pemahaman manusia.

Secara umum, proses pembelajaran JST dapat dikategorikan menjadi 2 jenis proses, yaitu: supervised training (pelatihan terbimbing), yaitu tiap pola input memiliki pola target dan unsupervised training (pelatihan tidak terbimbing) pada pelatihan ini, vektor target tidak dibutuhkan keluarannya, sehingga tidak ada perbandingan untuk menentukan respon yang ideal (Mardianto and Pratiwi 2008).

2.10.2 Arsitektur Jaringan

Ada beberapa arsitektur jaringan syaraf tiruan antara lain

- 1. Jaringan dengan lapis tunggal (Single layer)
- 2. Jaringan dengan banyak lapisan (*Multilayer*)
- 3. Jaringan dengan lapisan kompetitif (competitive layer)

2.10.3 Metodeo JST

Ada beberapa metode JST yang digunakan untuk proses pelatihan, diantaranya adalah:



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Hak cipta milik UIN Suska

Ria

- Backpropagation Neural Network (BPNN) BPNN adala metode penurunan gradien untuk meminimalkan kuadrat error keluaran, ada tiga tahap yang harus dilakukan dalam pelatihan BPNN, yaitu tahap perambatan maju (forward propagation), kemudian tahap perambatan balik, dan tahap perubahan bobot bias (T.Sutojo, Edy Mulyanto 2011).
- Learning Vector Quantization (LVQ) adalah sesuatu metode pelatihan pada lapisan kompetitif terawasi yang akan belajar secara otomatis untuk mengklasifikasikan vektor-vektor input ke dalam kelas-kelas tertentu. Jika ada vektor input yang sama maka lapisan kompetitif akan mengklasifikasikan ke dalam kelas yang sama (T.Sutojo, Edy Mulyanto 2011).

Backpropagation Neural Network (BPNN) 2.11

BPNN merupakan algoritma pembelajaran yang terawasi dan biasanya digunakan oleh perceptron dengan banyak lapisan untuk mengubah bobot-bobot yang berhubungan dengan neuron-neuron yang ada pada lapisan tersembunyi. Algoritma BPNN menggunakan error output untuk mengubah nilai bobotbobotnya dalam arah mundur (backward). Untuk mendapatkan error ini, tahap perambatan maju (forward propagation) harus dikerjakan terlebih dahulu (T.Sutojo, Edy Mulyanto 2011).

Pada dasarnya, pelatihan dengan metode backpropagtion terdiri atas tiga langkah, yaitu sebagai berikut (T.Sutojo, Edy Mulyanto 2011):

- 1. Data dimasukkan ke input jaringan (feedforward)
- 2. Perhitungan dan propagasi balik dari *error* yang bersangkutan.
- 3. Pembaharuan (adjustment) bobot dan bias.

2.11.1 Arsitektur Jaringan BPNN

BPNN terdiri dari input layer, hidden layers dan output layer. Tiga layer dalam Backpropagation digambarkan pada Gambar 2.5 (T.Sutojo, Edy Mulyanto 2011).



lak Cipta Dilindungi Undang-Undang Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber

Hidden layer Input layer Output layer W_2, b_2 Error back propagated, W and b updated

Gambar 2.5 Arsitektur Jaringan BPNN (T.Sutojo, Edy Mulyanto, 2011)

2.11.2 Fungsi Aktivasi

Dalam BPNN fungsi aktivasi yang dipakai harus memiliki beberapa syarat yaitu berlanjut, terdiferensial dengan mudah dan merupakan fungsi yang tidak turun. salah satu fungsi yang memenuhi ketiga syarat tersebut sehingga sering dipakai adalah fungsi sigmoid biner yang memiliki range (0, 1) (Soediono 1989).

$$y = f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \tag{2.9}$$

$$y' = f'(x) = f(x)(1 - f(x))$$
(2.10)

Keterangan: e = bilangen eural yaitu 2.71828

= hasil penjumlahan dari sinyal – sinyal input

= fungsi untuk mengaktivasi nilai x y

= turunan dari f(x)

Fungsi lain adalah sigmoid bipolar yang bentuk fungsinya mirip dengan sigmoid biner dengan rang (-1, 1).

$$y = f(x) = \frac{2}{1 + e^{-x}} - 1 \tag{2.11}$$

$$y' = f'(x) = \frac{(1+f(x))(1-f(x))}{2}$$
 (2.12)

Pada beberapa kondisi fungsi aktivasi lain yang dapat digunakan adalah fungsi aktivasi identitas atau linear, digunakan jika keluaran yang dihasilkan oleh

łak Cipta Dilindungi Undang-Undang Hak sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber Suska

jaringan syaraf tiruan merupakan sembarang bilangan rill (bukan pada *range* [0,1] atau [1,-1]) Y=x

2.11.3 Algoritma BPNN

Dalam metode BPNN terdapat tiga fase penting yang perlu diselesaikan terlebih dahulu. Fasenya dalah fase feedforward, backpropagation, dan weight update. Dalam fase feedforward dibagi menjadi beberapa bagian. Setiap unit masukan (x_i, i=1,...n) menerima sinyal dan meneruskan xi ke unit – unit lapisan tersembunyi (T.Sutojo, Edy Mulyanto 2011).

1. Tahap Perambatan Maju (Forward Propagation)

$$z_{in_{j}} = v0_{j} + \sum x_{i} v_{ij}$$

$$(2.13)$$

Keterangan:

z_in_i = nilai untuk menghitung jumlah bobot *hidden layer*

= bobot bias antara input layer dengan hidden layer (v0;=0)

 χ_i = nilai input layer ke i

= bobot antara input layer dengan hidden layer

dan menerapkan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal output-nya, dengan digunakan fungsi aktivasi sigmoid:

$$z_j = f(z_{\text{in}_j}) = \frac{1}{1 + exp^{(-z_i in_j)}}$$
 (2.14)

Keterangan:

= nilai hidden layer Z_i

 $-z_i n_i$ = nilai jumlah bobot *hidden layer*

setelah dilakukan fungsi aktivasi kemudian mengirimkan sinyal tersebut ke semua unit keluaran y_k (k=1,2,3,...,m), dengan menggunakan persamaan:

$$y_{in_k} = w0_k + \sum z_j w_{jk}$$
 (2.15)

Keterangan:

 y_in_k = net masukan unit k

 $w0_k$ = nilai penimbang sambungan pada bias untuk unit y_k (wk0=0)



lak Cipta Dilindungi Undang-Undang

 Z_{i} = nilai aktivasi dari unit z_i

= nilai penimbang sambungan dari z_{ij} ke unit y W_{ik}

dan menerapkan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal output-nya:

$$y_k = f(y_{in_k}) = \frac{1}{1 + exp^{(-y_i in_k)}}$$
 (2.16)

Keterangan:

vk = unit ke –k pada lapisan keluaran

= net masukan unit k y netk

Tahap Perambatan Balik (Backpropagation)

Hitung faktor δ keluaran berdasarkan kesalahan pada setiap unit keluaran y_k dimana k = 1,2,...,m (T.Sutojo, Edy Mulyanto 2011)

$$\delta_{\mathbf{k}} = (t_k - y_k) f'(y_{in_k}) \tag{2.17}$$

Keterangan:

 δ_k = faktor pengaturan nilai penimbang sambungan pada lapisan keluaran

= nilai target data

= unit ke – k pada lapisan keluaran

y in_k = net masukan unit k

δk merupakan unit kesalahan yang dipakai dalam perubahan bobot layer dibawahnya. Hitung perubahan bobot w_{kj} dengan percepatan α

$$\Delta w_{kj} = \alpha. \, \delta_k. \, z_j \tag{2.18}$$

Keterangan:

 Δw_{kj} = selisih antara $w_{kj}\{t\}$ dengan $w_{kj}(t+1)$

= learning rate $0 < \alpha < 1$

= faktor pengaturan nilai penimbang sambungan pada lapisan keluaran

 z_i = nilai aktivasi dari unit z_i

Dan menghitung koreksi bias dengan persamaan berikut.

$$\Delta w 0_k = \alpha \cdot \delta_k \tag{2.19}$$

dimana k = 1, 2, ..., m dan j = 0, 1,p.

lak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber

Menghitung faktor δ *layer* tersembunyi berdasarkan kesalahan pada setiap *layer* tersembunyi z_j , dimana j = 1,2,...,p

$$\delta_{\underline{i}} n_{j} = \sum \delta_{k} w_{jk}$$
 (2.20)

Keterangan:

 δ in_i = nilai untuk menghitung kesalahan di hidden layer

= faktor pengaturan nilai penimbang sambungan pada lapisan keluaran.

= nilai penimbang sambungan dari z_{ij} ke unit y_k .

kalikan faktor δ layar tersembunyi dengan mengalikan fungsi akfivasi untuk menghitung informasi error:

$$\delta_j = \delta_{-in_j} f'(\mathbf{z}_{-in_j}) = \delta_{-in_j} z_j (1 - z_j)$$
(2.21)

keterangan:

 δ in_i = nilai untuk menghitung kesalahan di hidden layer.

z in_j = net masukan untuk unit j

= nilai aktivasi dari unit z_i

Hitung koreksi perubahan bobot v_{ji} dengan menggunakan rumus:

$$\Delta v_{ji} = \alpha. \, \delta_j. \, x_i \tag{2.22}$$

Keterangan:

 Δv_{ii} = selisih antara vij(t) dengan vij(t+1)

= learning rate $0 < \alpha < 1$ α

= faktor pengaturan nilai penimbang sambungan pada lapisan tersembunyi.

= unit ke – i pada lapisan masukan

dimana j = 1,2,...,p dan i = 0,1,...,n

Tahap Perubahan Bobot

Dan untuk proses ketiga yaitu weight update pertama adalah menghitung perubahan bobot garis yang menuju unit keluaran (T.Sutojo, Edy Mulyanto 2011).

$$w(baru)_{kj} = w(lama)_{kj} + \Delta w_{kj}$$
 (2.23)

Keterangan:

= nilai penimbang sambungan dari z_{ij} ke unit y_k W_{ki}

łak Cipta Dilindungi Undang-Undang

Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

= selisih antara $w_{kj}\{t\}$ dengan $w_{kj}(t+1)$ Δw_{ki}

Dimana k = 1, 2, ..., m dan j = 0, 1, ..., p.

Setelah itu adalah menghitung seluruh perubahan bobot yang menuju lapisan tersembunyi.

$$v_{ii}(baru) = v_{ii} + \Delta v_{ji} \tag{2.24}$$

Keterangan:

= nilai penimbang sambungan dari unit x_i ke unit z_i v_{ii}

= selisih antara $v_{ij}(t)$ dengan $v_{ij}(t+1)$.

Dimana j = 1, 2, ..., p dan i = 0, 1, ..., n

Pada BPNN sebelum melanjutkan proses ke-2 maka harus menghitung terlebih dahulu persamaan 1 – 14 kemudian baru dapat berlanjut ke proses berikutnya.

Mean Square Error (MSE) merupakan metode yang digunakan untuk menguji kesalahan pada sistem (Siang 2005). Rumus matematika untuk MSE

$$MSE = 1k\Sigma(yknk = 1 - tk)2$$
 (2.25)

Dimana:

= jumlah data

yk = nilai *output* data

tk = nilai target data

2.12 Confusion Matrix

Confusion Matrix adalah salah metode untuk menghitung tingkat akurasi pada metode yang digunakan dalam proses pengenalan. Berikut adalah tabel confusion matrix, yang digunakan untuk mengukur akurasi kepercayaan sistem.

Tabel 2.1 Confusion Matrix

		Kelas Prediksi	
		True	False
Kelas	True	TP	FN
sebenarnya	False	FP	TN



lak Cipta Dilindungi Undang-Undang

cipta milik

Perhitungan akurasi dinyatakan dalam persamaan

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN} \times 100\%$$
 (2.26)

Keterangan dari Tabel dinyatakan sebagai berikut :

- 1. *True Positive* (TP), yaitu jumlah dokumen dari kelas *true* yang benar diklasifikasikan sebagai kelas *true*
- 2. *True Negative* (TN), yaitu jumlah dokumen dari kelas *false* yang salah diklasifikasikan sebagai kelas *false*
- 3. *False Positive* (FP), yaitu jumlah dokumen dari kelas *false* yang salah diklasifikasikan sebagai *true*.
- 4. False Negative (FN), yaitu jumlah dokumen dari kelas *true* yang salah diklasifikasikan sebagai kelas *false*

2.13 Huruf Hijaiyah

Huruf Hijaiyah adalah huruf arab yang terdapat di dalam Al-Qur'an. Sebanyak 28 Huruf hikaiyah terdapat di dalam Al-Qur'an. Pada Tabel 2.2 dilampirkan 28 huruf hijaiyah

Tabel 2.2 Huruf Hijaiyah

No	Arab	Nama	Huruf Latin	Keterangan
1	١	Alif	-	Tidak dilambangkan
2	<u> </u>	Ва	В	Ве
3	ت	Та	Т	Те
4	ٿ	Sa	Ś	Es (titik di atas)
5	٥	Jim	J	Je
6	٦	На	Ĥ	Ha (titik di bawah)
7	Ċ	Kha	Kh	Ka dan Ha
8	٦	Dal	D	De
9	ۮ	Za	Ż	Zet (titik di atas)
10	ر	Ra	R	Er
11	j	Za	Z	Zet



łak Cipta Dilindungi Undang-Undang Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber:

Hak cipta milik UIN Suska

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

No	Arab	Nama	Huruf Latin	Keterangan
12	س	Sin	S	Es
13	ش	Syin	Sy	Es dan Ye
14	ص	Sad	Ş	Es (titik di bawah)
15	ض	Dad	Ď	De (titik di bawah)
16	ط	Та	Ţ	Te (titik di bawah)
17	ظ	Za	Ż	Zet (titik di bawah)
18	رع	ʻain	6	Apostrof terbalik
19	غ	Gain	G	Ge
20	و	Fa	F	Ef
21	ق	Qaf	Q	Qi
22	ك	Kaf	K	Ka
23	J	Lam	L	El
24	م	Mim	M	Em
25	ن	Nun	N	En
26	9	Wau	W	We
27	4	На	Н	На
28	ی	Ya	Y	Ye

2.13 Penelitian Terkait

Tabel berikut adalah daftar penelitian terkait yang telah dilakukan yang berkaitan dengan metode MFCC dan jaringan saraf tiruan algoritma BPNN

Tabel 2.3 Penelitian Terkait

NO	Penelitian	Metode	Judul	Keterangan
1	(Chamidy 2016)	MFCC dan	Metode Mel	Penelitian ini untuk pengklasifikasian
		Hidden Markov	Frequency Cepstral	kata arabic pada dialeg indonesia.
		Model (HMM)	Coeffisients (MFCC)	Pada tahap percobaan sistem
			Pada klasifikasi	menghasilkan akurasi rata-rata
			Hidden Markov	sebesar 83,1% untuk frekuensi
			Model (HMM)	sampling dan data uji 800 Hz, 82,3%
			Untuk Kata Arabic	untuk frekuensi sebesar 44100 Hz.
			pada Penutur	Penuturan yang fasih dalam
			Îndonesia	pengucapan bahasa arab pada proses



© Hak cipta milik UIN Suska Riau

Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber: a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

NO	Penelitian	Metode	Judul	Keterangan
NO	renentian	Metode	Judui	pengujian ini mempunyai tingkat
				akurasi yang lebig tinggi
2	(Sudarsono 2016)	Backpropagation	Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Memprediksi Laju Pertumbuhan Penduduk Menggunakan Metode Backpropagation	Semakin besar jumlah unit dalam hidden layer maka hasil prediksi akan semakin mendekati nilai yang ditargetkan. Terdapat beberapa faktor yang mempengaruhi tingkat kebenaran prediksi pada Jaringsn Syaraf Tiruan Backpropagation yaitu learning rate, target <i>error</i> , jumlah data dan nilai bobot yang diberikan secara random pada tiap-tiap neuron.
3	(Hanesia 2015)	MFCC dan Fuzy Logic	KLASIFIKASI SUARA LOVEBIRD DENGAN METODE MEL FREQUENCY CEPSTRAL COEFFICIENT (MFCC) DAN FUZZY LOGIC Warble Of Lovebird Classification Using Mel Frequency Cepstral Coefficient (MFCC) and Fuzzy Logic	Pada penelitian ini adalah untuk pengklasifikasikan kicau lovebird yang bagus dan tidak bagus. Pada pengujian ini menghasillakn nilai akurasi maksimal sebesar 91,667% dengan komputasi ciri klasifikasi selama 190.224 second dimana kondisi maksimal diperoleh dengan ukuran lebar frame sebanyak 0.01 dalam sekon atau 441 sample
4	(Hidayat, Hidayat, and Adji 2015)	MFCC, Wavelet, dan HMM	Sistem Pengenalan tutur Bahasa indonesia berbasisi suku kata menggunakan MFCC, wavelet, dan HMM	Penelitian ini mengenai pengembangan sistem suara otomatis Bahasa Indonesia berbasis suku kata menggunakan HMM. Hasil pengenalan dengan data pelatihan menunjukkan akurasi sebesar 100% untuk metode WPT dan 75% untuk metode MFCC. Sedangkan dengan menggunakan data pengujian hasil akurasi terbaik adalah 100% untuk WPT db7, 83,33% untuk WPT db3, dan 50% untuk MFCC. Semua hasil terbaik ini diperoleh pada titik potong Panjang sample konsonan sebesar 1024 sample
5	(Sadewa, W, and Sa 2015)	MFCC dan vector quntization algoritma LBG	Implementasi Speaker Recognition Untuk Otentikasi Menggunakan Modified Mfcc – Vector Quantization Algoritma Lbg Speaker Recognition Implementation for Authentication Using Modified Mfcc –	penelitian ini memebahas mengenai ototentikasi menggunakan sinyal suara sebagai alternatif pengganti password. Pada tahap pengujian ini metode MFCC dan VQ sudah dapat membedakan 100% suara berbeda namun tetap mengontetifikasi suara asing yang seharusnya ditolak. Pada tahap pemfilteran yang berbeda menghasilkan akurasi yang lebih besar. Metode tresholding



Hak Cipta Dilindungi Undang-Undang

a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.

b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar UIN Suska Riau.

2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin UIN Suska Riau

© Hak cipta milik UIN Suska Riau 1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber: State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

NO	Penelitian	Metode	Judul	Keterangan
			Vector Quantization Lbg Algorithm	menghasilkan <i>true rejection</i> sekitar 90%
6	(Heriyanto 2015)	MFCC dan DTW	Analisa deteksi huruf hijaiyah melalui voice recognition menggunakan kombinasi energi	Penelitian ini adalah pengenalan huruf hijaiyah menggunakan MVCC dan DTW untuk mengetahui seberapa besar kesalahan dalam bacaan lafal huruf hijaiyah. Pada hasil pengujian ketepatan MFCC dengan metode DTW hitungan anlisa 1 sampai Analisa 7 masih mendekati kurang dari 60% ketepatan dan keakuratan. Pada orang yang sama dilakukan pengetesan terdapat 62% ketepatan
7	(Yanuar putu wiharja 2014)	Backpropagation	Jaringan saraf tiruan untuk mengklasifikasikan mutu buah pisang	Data keberhasilan menggunakan metode ini dalam pengklasifikasian mutu buah pisang dengan tingkat keberhasilan mencapai 94% dari 100 data ujian pisang
8	(Darma Putra 2011)	MFCC dan Dynamic Time Coefficients (DTW)	Verifikasi Biometrika Suara Menggunakan	Penelitian ini merupakan verifikasi suara untuk membuktikan identitas seseorang berdasarkan suara yang diinputkan, pada hasul pengujian memperlihatkan tingkat akurasi paling rendah adalah 58,664% sedangkan tingakt akurasi tertinggi yaitu 93,254%.
9	(Amalia 2011)	MFCC dan Backpropagation	Pengenalan Digit 0 Sampai Digit 9 Menggunakan Ekstraksi Ciri MFCC dan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation	Penelitian ini dilakukan untuk implementasi pengenalan suara digit 0 sampai 9, menggunakan MFCC dan BPNN. Dari percobaan yang dilakukan tingkat keberhasilan data latih lebih tinggi dibandingkan dengan data baru. Nilai toleransi 0.05, 0.06, 0.07 tingkat keberhasilan 75,5%, 82,2%, 71,1% dan data baru sebesar 36,6%, 53,3%, 38,83%
10	(Mardianto and Pratiwi 2008)	Backpropagation	Sistem Deteksi Penyakit Pengeroposan Tulang Dengan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Dan Representasi Ciri Dalam Ruang Eigen	Dengan metode ini tingkat keberhasilan yang cukup baik, karena lebih dari 50 persen jumlah data citra yang di-input dan di uji dapat dikenali dengan benar; penggunaan nilai ambang thresholding sebesar 80, parameter learning rate sebesar 0.7, momentum sebesar 0.4, iterasi sebesar 100 epoch, unit-unit lapis tersembunyi sebanyak 10 buah, dan unit input sebanyak 600 unit menunjukkan sistem telah berhasil mengenali pola-pola X-ray learning dan kurang berhasil mengenali polapola X-ray non-learning; untuk mendapatkan bobot-bobot yang sesuai, diperlukan uji coba pelatihan yang berulang-ulang karena bobot-



Hak cipta milik UIN Suska Riau

State Islamic University of Sultan Syarif Kasim Riau

NO Penelitian Metode Judul bobot yang dihasilkan dari pelatihan akan menentukan tingkat pengenalan pada proses mapping; serta pengujian dengan sejumlah 30 citra dari 10 citra yang dilatihkan dengan jumlah perbandingan osteoporosis dan normal adalah 50:50 memiliki keberhasilan sebesar 73 persen dan kegagalan sebesar 27 persen

- łak Cipta Dilindungi Undang-Undang
- Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber . Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah

Keterangan

uji

hasil

masukan

persentase