

IDENTIFIKASI INSTRUMEN GAMELAN JAWA MENGUNAKAN JARINGAN FUNGSI BASIS RADIAL DENGAN METODE PELATIHAN EXTENDED KALMAN FILTER

(JAVANESE GAMELAN INSTRUMENT IDENTIFICATION USING
RADIAL BASIS FUNCTION NETWORKS WITH EXTENDED KALMAN
FILTER TRAINING METHOD)

Abduh Riski¹, Mohammad Isa Irawan², Erna Apriliani³

^{1,2,3}Jurusan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Institut Teknologi
Sepuluh Nopember, Jl. Arif Rahman Hakim, Surabaya 60111

¹E-mail: abduhriski@gmail.com

Abstrak

Pada instrumen gamelan, tidak ada frekuensi standar dalam sistem tangga nadanya seperti pada instrumen musik modern. Gamelan dibuat oleh *empu* pembuat gamelan berdasarkan pada perasaan dan pendengarannya, begitu juga dalam hal perawatan gamelan. Perawatan gamelan akan menjadi lebih efisien jika dapat dilakukan oleh selain *empu* pembuat gamelan. Untuk menhatasi hal tersebut, dalam penelitian ini akan dilakukan identifikasi instrumen gamelan jawa menggunakan jaringan fungsi basis radial. Jaringan fungsi basis radial merupakan jaringan *multilayer feed-forward* yang pelatihnannya bersifat *hybrid*. Jaringan fungsi basis radial telah sering digunakan untuk pengklasifikasian, identifikasi pola atau pengolahan sinyal, karena proses pelatihnannya yang cepat dibanding jaringan lain. Dalam penelitian ini akan digunakan *extended Kalman filter* untuk mengoptimalkan akurasi pelatihan jaringan fungsi basis radial. Pelatihan jaringan saraf tiruan dengan menggunakan *extended Kalman filter* dilakukan dengan memformulasikan jaringan saraf sebagai konsep variabel keadaan yang mirip dengan sistem dinamik tak-linier. Berdasarkan simulasi, penggunaan metode pelatihan *extended Kalman filter* untuk identifikasi instrumen gamelan Jawa menghasikan rata-rata akurasi sebesar 99,04%. Sehingga *extended Kalman filter* dapat dengan baik digunakan sebagai metode pelatihan jaringan fungsi basis radial untuk identifikasi instrumen gamelan Jawa.

Kata Kunci: Extended Kalman Filter, Gamelan, Identifikasi, Jaringan Fungsi Basis Radial, Metode Pelatihan.

Abstract

In gamelan instrument, there is no standard frequency tone ladder system as in modern music instrument. Gamelan is made by master of gamelan instrument maker based on feeling and hearing, as well as in terms of gamelan treatment. Gamelan treatment will be more efficient if can be done by other than master of gamelan instrument maker. To solve this problem, this research will be identifying Javanese gamelan instrument using radial

basis function networks. Radial basis function networks is a multilayer feed-forward networks whose training is hybrid. Radial basis function networks has been frequently used for classification, identified patterns or signal processing, because the training process faster than the other networks. In this research will be using extended Kalman filter for optimizing the accuracy of radial basis function networks training result. Neural networks training using extended Kalman filter done by formulating neural networks as a concept of state variable similar to the non-linear dynamic systems. Based on simulation, the using of extended Kalman filter training methods for Javanese gamelan instruments identification produce an average accuracy of 99,04%. Therefore, extended Kalman filter can be properly used as a method of radial basis function training networks for Javanese gamelan instrument identification.

Keywords: *Extended Kalman Filter, Gamelan, Identification, Radial Basis Function Networks, Training Method.*

1 Pendahuluan

Masalah identifikasi pola banyak sekali dijumpai dalam berbagai aplikasi. Banyak metode yang telah digunakan untuk menyelesaikan masalah identifikasi pola. Salah satu metode yang cukup handal untuk melakukan proses identifikasi pola adalah jaringan saraf tiruan [1]. Jaringan saraf tiruan merupakan sistem pemrosesan informasi yang diinspirasi oleh cara kerja otak manusia untuk berpikir, otak manusia mendapat rangsangan dari neuron-neuron yang terdapat pada indera manusia, kemudian hasil rangsangan tersebut diolah sehingga menghasilkan suatu informasi. Jaringan fungsi basis radial merupakan jaringan saraf tiruan *multilayer feed-forward* yang fungsi aktifasinya merupakan fungsi basis radial. Jaringan fungsi basis radial sering digunakan untuk pemrosesan sinyal dan identifikasi pola karena proses pelatihannya relatif lebih cepat dari pada jaringan lainnya.

Proses pelatihan dalam jaringan saraf tiruan bertujuan untuk memperoleh bobot atau parameter yang meminimumkan error selisih keluaran dengan target jaringan. Salah satu metode yang dapat digunakan untuk melakukan pelatihan jaringan saraf tiruan adalah *extended Kalman filter* [2]. Pelatihan jaringan saraf tiruan dengan *extended Kalman filter* dilakukan dengan memformulasikan jaringan saraf sebagai konsep variabel keadaan yang mirip dengan sistem dinamik tak-linier.

Gamelan merupakan salah satu instrumen musik tradisional Indonesia. Di kalangan masyarakat, popularitas gamelan semakin menurun. Hal tersebut terjadi karena cara bermain gamelan yang tidak fleksibel serta harga pembelian dan perawatan instrumen gamelan yang sangat mahal. Sedangkan jumlah *empu* pembuat gamelan tidaklah banyak, dan dimungkinkan terus berkurang seiring popularitas gamelan yang semakin menurun. Instrumen gamelan dibuat oleh *empu* pembuat gamelan dengan menggunakan tangan tanpa ada standar apapun, hanya berdasarkan perasaan dan pendengaran sang *empu*. Hal ini berbeda dengan instrumen musik modern yang telah memiliki standar frekuensi yang jelas dan sama untuk setiap nada. Sehingga perawatan gamelan juga hanya dapat dilakukan oleh *empu* pembuat gamelan. Perawatan gamelan akan menjadi lebih efisien jika dapat dilakukan oleh selain *empu* pembuat gamelan. Salah satu metode

yang dapat digunakan untuk menyelesaikan masalah tersebut adalah identifikasi instrumen gamelan Jawa.

Selama frekuensi standar pada gamelan belum ada, diperlukan sebuah metode yang dapat menjadi standar alternatif dan mengidentifikasi suara instrumen gamelan Jawa. Sehingga dimungkinkan perawatan gamelan dapat dilakukan tidak hanya oleh *empu* pembuat gamelan. Metode identifikasi yang digunakan haruslah memiliki akurasi yang tinggi. Pada penelitian ini digunakan jaringan fungsi basis radial untuk identifikasi instrumen gamelan Jawa. Metode yang digunakan untuk pelatihan jaringan fungsi basis radial adalah *extended Kalman filter*.

2 Jaringan Fungsi Basis Radial

Jaringan saraf tiruan adalah sistem pemroses informasi yang diinspirasi oleh struktur fungsional dari jaringan saraf biologis. Jaringan saraf biologis merupakan kumpulan dari sel-sel saraf yang disebut neuron. Neuron merupakan satuan unit pemroses terkecil dari otak yang berfungsi sebagai pengolah informasi. Dalam jaringan saraf tiruan neuron juga merupakan unit pemroses informasi. Jaringan saraf tiruan telah dikembangkan sebagai generalisasi model matematika dari cara kerja jaringan saraf biologis pada manusia. Sebuah jaringan saraf tiruan memiliki beberapa karakteristik yaitu: pola koneksi antar neuron (disebut dengan arsitektur jaringan); metode penentuan bobot pada koneksi (disebut pelatihan, pembelajaran, atau algoritma); dan fungsi aktivasi [1]. Proses pelatihan dalam jaringan saraf tiruan bertujuan untuk memperoleh bobot atau parameter yang meminimumkan error selisih keluaran dengan target jaringan. Sering kali hasil dari pelatihan masih kurang optimal baik dari error keluaran yang cukup besar atau waktu proses pelatihan yang lama.

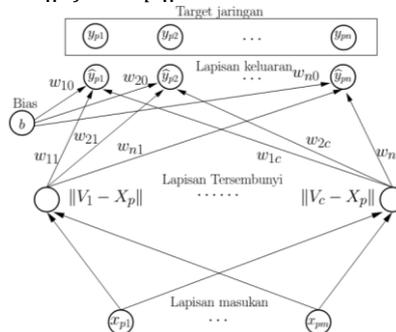
Jaringan fungsi basis radial (JFBR) diperkenalkan oleh Broomhead dan Lowe pada tahun 1988. Arsitektur JFBR termasuk dalam jaringan *multilayer feed-forward* yang terdiri dari tiga lapisan: lapisan masukan, lapisan tersembunyi dan lapisan keluaran. JFBR telah sering digunakan untuk melakukan klasifikasi, identifikasi pola dan pengolahan sinyal, karena kecepatan proses pelatihannya. Pelatihan JFBR bersifat hibrida (*hybrid training*), yaitu proses pelatihan dari lapisan masukan ke lapisan tersembunyi merupakan pelatihan tidak terawasi (*unsupervised*), sedangkan pelatihan dari lapisan tersembunyi ke lapisan keluaran merupakan pelatihan terawasi (*supervised*).

Arsitektur jaringan fungsi basis radial seperti pada Gambar 1. Sedangkan jaringan fungsi basis radial sendiri dapat dituliskan sebagai

$$\hat{y}_{pi} = w_{i0} + \sum_{j=1}^c w_{ij} \phi(\|V_j - X_p\|). \quad (1)$$

Dimana w_{ij} adalah bobot dari lapisan tersembunyi ke- j kepada lapisan keluaran ke- i , w_{i0} adalah bobot bias pada lapisan keluaran ke- i . Dengan $i = 1, 2, \dots, n$ adalah ukuran vektor keluaran dan $j = 1, 2, \dots, c$ adalah banyak kelas data masukan. Misalkan m adalah ukuran vektor masukan dan M adalah banyak data pelatihan. Dengan $X_p = [x_{p1} \dots x_{pq} \dots x_{pm}]^T$ adalah data pelatihan ke- p dan $V_j = [v_{1j} \dots v_{qj} \dots v_{mj}]^T$ adalah pusat (*center*) kelas ke- j , dimana $p = 1, 2, \dots, M$, $q = 1, 2, \dots, m$.

Fungsi aktivasi ϕ yang digunakan dalam JFBR adalah fungsi basis radial, dimana $\|\cdot\|$ adalah fungsi jarak Euclidian. Dalam penelitian ini digunakan fungsi basis radial linier, sehingga $\phi(\|V_j - X_p\|) = \|V_j - X_p\|$.



Gambar 1. Arsitektur jaringan fungsi basis radial

Vektor keluaran untuk data pelatihan ke- p adalah $\hat{Y}_p = [\hat{y}_{p1} \cdots \hat{y}_{pi} \cdots \hat{y}_{pn}]^T$. Dalam bentuk matriks, \hat{Y}_p dapat dituliskan sebagai,

$$\hat{Y}_p = \begin{bmatrix} w_{10} + \sum_{j=1}^c w_{1j} \|V_j - X_p\| \\ w_{20} + \sum_{j=1}^c w_{2j} \|V_j - X_p\| \\ \vdots \\ w_{n0} + \sum_{j=1}^c w_{nj} \|V_j - X_p\| \end{bmatrix} \tag{2}$$

$$\hat{Y}_p = \begin{bmatrix} w_{10} & w_{11} & \cdots & w_{1c} \\ w_{20} & w_{21} & \cdots & w_{2c} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{n0} & w_{n1} & \cdots & w_{nc} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ \|V_1 - X_p\| \\ \|V_2 - X_p\| \\ \vdots \\ \|V_c - X_p\| \end{bmatrix} \tag{3}$$

Sedangkan matriks keluaran dari semua data pelatihan didefinisikan dengan,

$$\hat{Y} = [\hat{Y}_1 \hat{Y}_2 \cdots \hat{Y}_p \cdots \hat{Y}_M] \tag{4}$$

Misalkan matriks bobot pada bagian kiri ruas kanan di Persamaan (3) sebagai W seperti berikut ini,,

$$\begin{bmatrix} w_{10} & w_{11} & \cdots & w_{1c} \\ w_{20} & w_{21} & \cdots & w_{2c} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{n0} & w_{n1} & \cdots & w_{nc} \end{bmatrix} = W$$

Sehingga dari Persamaan (3), Persamaan (4), dan matriks W diperoleh,

$$\hat{Y} = W \begin{bmatrix} 1 & \cdots & 1 & \cdots & 1 \\ \|V_1 - X_1\| & \cdots & \|V_1 - X_p\| & \cdots & \|V_1 - X_M\| \\ \|V_2 - X_1\| & \cdots & \|V_2 - X_p\| & \cdots & \|V_2 - X_M\| \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \|V_c - X_1\| & \cdots & \|V_c - X_p\| & \cdots & \|V_c - X_M\| \end{bmatrix}. \quad (5)$$

Misalkan

$$1 = g_{0p} \text{ dan} \quad (6)$$

$$\|V_j - X_p\| = g_{jp}. \quad (7)$$

Kemudian substitusikan Persamaan (6) dan Persamaan (7) ke Persamaan (5), sehingga diperoleh

$$\hat{Y} = W \begin{bmatrix} g_{01} & g_{02} & \cdots & g_{0p} & \cdots & g_{0M} \\ g_{11} & g_{12} & \cdots & g_{1p} & \cdots & g_{1M} \\ g_{21} & g_{22} & \cdots & g_{2p} & \cdots & g_{2M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{c1} & g_{c2} & \cdots & g_{cp} & \cdots & g_{cM} \end{bmatrix}. \quad (8)$$

Dan disederhakan kembali menjadi

$$\hat{Y} = WG. \quad (9)$$

Target jaringan fungsi basis radial secara umum untuk semua data pelatihan didefinisikan sebagai

$$Y = [Y_1 \ Y_2 \ \cdots \ Y_p \ \cdots \ Y_M],$$

$$\text{Dengan } Y_p = [y_{p1} \ y_{p2} \ \cdots \ y_{pi} \ \cdots \ y_{pm}]^T.$$

3 Extended Kalman Filter

Kalman filter merupakan suatu metode estimasi variabel keadaan dari sistem dinamik linier diskrit yang meminimumkan kovariansi error estimasi. *Kalman filter* pertama kali diperkenalkan oleh R.E. Kalman pada tahun 1960 yang digunakan sebagai penyelesaian rekursif pada masalah *filtering* (pemfilteran) data diskrit linier. Metode *Kalman filter* mengestimasi variabel keadaan pada waktu yang akan datang dengan menggunakan variabel keadaan pada waktu sekarang.

Dalam perkembangannya, *Kalman filter* dimodifikasi agar dapat mengestimasi sistem yang tak-linier. Salah satunya adalah metode *extended Kalman filter* (EKF).

Bentuk umum sistem dinamik tak-linier pada EKF adalah [3]:

$$\theta_{k+1} = f(\theta_k) + \varepsilon_{k+1} \tag{10}$$

$$z_k = h(\theta_k) + \delta_k, \tag{11}$$

dengan asumsi $\theta_0 \sim N(E(\theta_0), E[(\theta_0 - E(\theta_0))(\theta_0 - E(\theta_0))^T])$; $\varepsilon_k \sim N(0, Q_k)$; $\delta_k \sim N(0, R_k)$.

Estimasi menggunakan EKF dilakukan dalam dua tahapan, yaitu tahap prediksi dan tahap koreksi, seperti ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Algoritma extended Kalman filter

Model Sistem dan Model Pengukuran
$\theta_{k+1} = f(\theta_k) + \varepsilon_{k+1}$ $z_k = h(\theta_k) + \delta_k$
Inisialisasi
$\hat{\theta}_0 = E(\theta_0), \hat{P}_0 = E[(\theta_0 - E(\theta_0))(\theta_0 - E(\theta_0))^T]$
Tahap Prediksi
Estimasi : $\theta_{k+1}^f = f(\hat{\theta}_k)$ Kovariansi Error : $P_{k+1}^f = A_k \hat{P}_k A_k^T + Q_{k+1}$
Tahap Koreksi
Kalman Gain : $K_k = P_{k+1}^f H_k^T [H_k P_{k+1}^f H_k^T + R_{k+1}]^{-1}$ Estimasi : $\hat{\theta}_{k+1} = \theta_{k+1}^f + K_k [z_{k+1} - h(\theta_{k+1}^f)]$ Kovariansi Error : $\hat{P}_{k+1} = [I - K_k H_k] P_{k+1}^f$ dimana, $A_k = \left. \frac{\partial f(\theta)}{\partial \theta} \right _{\theta=\hat{\theta}_k}, H_k = \left. \frac{\partial h(\theta)}{\partial \theta} \right _{\theta=\hat{\theta}_k}$

4 Ekstraksi Ciri

Frekuensi fundamental merupakan salah satu ciri suara yang populer digunakan dalam proses ekstraksi ciri suara [4]. Ekstraksi ciri merupakan proses menentukan suatu nilai atau vektor yang dapat digunakan sebagai penciri suatu objek. Banyak metode yang diusulkan untuk memperoleh estimasi frekuensi fundamental, salah satunya adalah metode cepstrum. Dalam identifikasi instrumen musik, ciri frekuensi fundamental memiliki beberapa kekurangan misalnya, beberapa instrumen musik berbeda dapat memiliki frekuensi fundamental yang sama. Sehingga diperlukan ciri lain yang dikombinasikan dengan frekuensi fundamental untuk dapat melakukan identifikasi instrumen musik dengan akurat. Frekuensi fundamental rata-rata kelompok saron ditampilkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Frekuensi fundamental rata-rata kelompok saron

	Demung	Saron	Peking
Ji	304 Hz	603 Hz	1203 Hz
Ro	320 Hz	640 Hz	1283 Hz
Lu	348 Hz	690 Hz	1379 Hz
Pat	404 Hz	802 Hz	1628 Hz
Ma	434 Hz	865 Hz	1759 Hz
Nem	463 Hz	914 Hz	1912 Hz
Pi	511 Hz	1016 Hz	2118 Hz

Mel-Frequency Cepstrum Coefficient (MFCC) merupakan teknik ekstraksi ciri lainnya dan memiliki kinerja yang baik. MFCC menghitung koefisien cepstral dengan mempertimbangkan persepsi sistem pendengaran manusia terhadap frekuensi suara. Filter dipisahkan secara linier pada frekuensi rendah dan logaritmik pada frekuensi tinggi yang digunakan untuk menangkap karakteristik suatu sinyal suara. Hal ini diekspresikan dengan skala *mel-frequency*. Pemetaan secara linier untuk frekuensi dibawah 1000 Hz dan logaritmik untuk frekuensi diatas 1000 Hz. Tahapan MFCC adalah sebagai berikut [5]:

1. *Frame Blocking*, Sinyal suara yang masuk akan diblok menjadi beberapa frame, karena sinyal suara terus mengalami perubahan akibat adanya pergeseran artikulasi dari organ produksi vokal. Dengan jumlah frame sebanyak N sampel, serta dilakukan *overlapping* frame agar tidak kehilangan informasi dengan jarak antar frame adalah M .
2. *Windowing*, Proses *windowing* pada frame bertujuan meminimalkan diskontinuitas sinyal pada bagian awal dan akhir sinyal suara. Konsepnya adalah meminimalkan distorsi spektral dengan menggunakan window untuk memperkecil sinyal pada awal dan akhir tiap frame. Jika window didefinisikan sebagai $w(n)$, $0 \leq n \leq N - 1$, dan sinyal tiap bagian adalah $x_i[n]$, dengan N adalah banyaknya sampel tiap frame, maka hasil dari *windowing* adalah sinyal dengan persamaan:

$$x[n] = x_i[n]w[n], n = 0, 1, \dots, N - 1. \tag{12}$$

Pada umumnya, window yang digunakan adalah Hamming window, dengan persamaan:

$$w[n] = 0.54 - 0.46 \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right). \tag{13}$$

3. *Fast Fourier Transform (FFT)*, Frame yang dihasilkan dari proses sebelumnya akan dilanjutkan ke proses FFT. FFT berguna untuk mengubah setiap frame dari domain waktu menjadi domain frekuensi, sebagaimana didefinisikan pada persamaan berikut:

$$X[n] = \sum_{k=0}^{N-1} x[k] \exp \left[\frac{-j2\pi kn}{N} \right]. \quad (14)$$

Dimana j merupakan unit imajiner, $j = \sqrt{-1}$, dengan $n = 0, 1, \dots, N - 1$. Secara umum X_n adalah bilangan kompleks.

4. *Mel-frequency Wrapping*, Persepsi manusia terhadap frekuensi sinyal suara tidak berupa skala linier. Oleh karena itu, untuk setiap nada dengan frekuensi aktual f (dalam *Hertz*), tinggi subjektifnya diukur dengan skala mel. Skala *mel-frequency* berupa selang linier untuk frekuensi di bawah 1000Hz dan selang logaritmik untuk frekuensi di atas 1000Hz. Perhitungan *mel-frequency* dapat dilihat pada Persamaan (15) dan Persamaan (16).

$$\text{mel}(f) = 2595 \log_{10} \left(1 + \frac{f}{700} \right), \quad (15)$$

Dimana $\text{mel}(f)$ adalah frekuensi yang dihasilkan dalam skala mel.

$$y[i] = \log_{10} (\sum_{k=0}^{N-1} X[k] H_i[k]), \quad (16)$$

dengan $i = 1, 2, \dots, M$. Dimana $y[i]$ adalah nilai *frequency wrapping* pada filter ke- i dan $H_i[k]$ adalah koefisien filter bank pada frekuensi ke- i .

5. *Cepstrum*, Tahapan ini bertujuan untuk mengkonversi *mel-frequency* ke domain waktu menggunakan *Discrete Cosine Transform* (DCT) yang dapat dilihat pada persamaan berikut :

$$C[j] = \sum_{i=1}^M y[i] \cos \left(\frac{j(i-1)\pi}{2M} \right), \quad (17)$$

dimana $C[j]$ adalah koefisien cepstrum, $j = 1, 2, \dots, K$, dan K adalah jumlah koefisien yang diinginkan.

5 Instrumen Gamelan Jawa

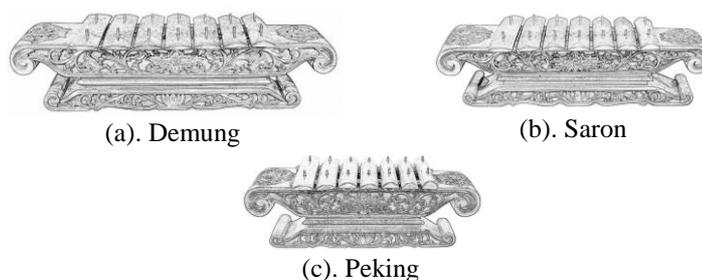
Gamelan merupakan hasil karya *empu* pembuat gamelan yang dibuat secara manual dengan tangan. Setiap gamelan memiliki karakteristik tersendiri, karena pembuatannya hanya mengandalkan ketajaman perasaan dan pendengar sang *empu*, tanpa standar apapun. Hal ini menyebabkan nada yang dihasilkan dapat bervariasi. Selain itu cara bermain yang diterapkan pada instrumen gamelan juga dapat menyebabkan beberapa variasi. Misalnya, kekuatan memukul (keras, sedang atau lembut) dan lokasi yang dipukul (tepi atau pusat) dapat mempengaruhi nada yang dihasilkan. Selain itu suara sebuah gamelan juga dapat berubah karena instrumen gamelan mengalami kerusakan yang disebabkan beberapa faktor, diantaranya: usia instrumen gamelan yang telah lama; sudah sering digunakan; terjadi korosi pada perunggu atau terjadi pelapukan pada kayu yang digunakan. Oleh sebab itu dibutuhkan perawatan berkala pada instrumen gamelan.

Instrumen gamelan memiliki dua sistem tangga nada, yakni *slendro* dan *pelog*. *Slendro* meliputi lima nada yang terdiri atas nada 1 (ji), 2 (ro), 3 (lu), 5 (ma) dan 6

(nem), sedangkan pelog terdiri atas tujuh nada, yaitu 1 (ji), 2 (ro), 3 (lu), 4 (pat), 5 (ma), 6 (nem) dan 7 (pi).

Saron merupakan istilah umum untuk instrumen gamelan berbentuk bilahan dengan enam atau tujuh bilah yang terbuat dari perunggu atau kuningan yang ditumpangkan pada bingkai kayu yang juga berfungsi sebagai resonator [6]. Saron ditabuh dengan pemukul yang terbuat dari kayu atau tanduk kerbau. Berdasar ukuran dan fungsinya, terdapat tiga jenis saron yaitu: saron demung (demung), saron barung (saron), dan saron panerus (peking). Perbedaan antar ketiganya terletak pada ukurannya yang berbeda-beda dan oktaf nada yang dihasilkan.

Saron demung atau demung menghasilkan nada dengan oktaf terendah dalam kelompok saron, dengan ukuran fisik yang lebih besar daripada saron dan peking. Demung memiliki wilahan yang relatif lebih tipis, sehingga nada yang dihasilkan lebih rendah. Saron barung atau hanya disebut saron menghasilkan nada satu oktaf lebih tinggi daripada demung dan lebih rendah satu oktaf daripada peking, dengan ukuran fisik yang lebih kecil daripada demung. Sedangkan yang terakhir adalah saron panerus atau yang biasa disebut peking. Peking mempunyai ukuran yang paling kecil dalam kelompok saron dan menghasilkan nada satu oktaf lebih tinggi daripada saron.



Gambar 2. Kelompok Saron

6 Konstruksi Pelatihan Menggunakan Extended Kalman Filter

Dalam pelatihan jaringan fungsi basis radial, bobot dan pusat jaringan yang baru diperoleh dari perubahan bobot dan pusat yang lama. Dimana dalam pelatihan menggunakan *extended Kalman filter*, variabel keadaan yang akan diestimasi nilainya adalah bobot dan pusat jaringan dengan mengacu pada error antara keluaran dan target jaringan. Sehingga dapat diasumsikan model sistem yang digunakan dalam *extended Kalman filter* adalah

$$w_{ij}^{\text{baru}} = w_{ij}^{\text{lama}} + \varepsilon_w, \tag{18}$$

dan

$$v_{qj}^{\text{baru}} = v_{qj}^{\text{lama}} + \varepsilon_v. \tag{19}$$

Misalkan $W_i = [w_{i0} \ w_{i1} \ \dots \ w_{ic}]^T$. Sehingga dapat didefinisikan variabel keadaan θ sebagai

$$\theta = [W_1^T \ W_2^T \ \dots \ W_i^T \ \dots \ W_n^T \ V_1^T \ V_2^T \ \dots \ V_j^T \ \dots \ V_c^T]^T, \tag{20}$$

dimana vektor θ berukuran $(n(c + 1) + mc)$. Dengan menggunakan pemisalan pada Persamaan (20) sehingga Persamaan (18) dan (19) dapat dituliskan kembali sebagai sebuah persamaan seperti pada Persamaan (21) yang menjadi model sistem *extended Kalman filter*. Dimana ε adalah *noise* sistem yang diasumsikan berdistribusi normal Gaussian, $\varepsilon \sim N(0, Q)$.

$$\theta_{k+1} = \theta_k + \varepsilon_{k+1}. \quad (21)$$

Jadi fungsi transisi $f(\theta)$ yang digunakan adalah fungsi identitas,

$$f(\theta) = \theta. \quad (22)$$

Seperti yang telah dijelaskan sebelumnya bahwa estimasi variabel keadaan mengacu pada error keluaran dan target jaringan. Diharapkan hasil estimasi variabel keadaan adalah yang menghasilkan error minimal. Sehingga dapat diasumsikan target jaringan fungsi basis radial sebagai variabel pengukuran z dan keluaran jaringan fungsi basis radial sebagai fungsi pengukuran $h(\theta)$.

$$z = [Y_1^T \ Y_2^T \ \dots \ Y_p^T \ \dots \ Y_M^T]^T, \quad (23)$$

$$h(\theta) = [\hat{Y}_1^T \ \hat{Y}_2^T \ \dots \ \hat{Y}_p^T \ \dots \ \hat{Y}_M^T]^T, \quad (24)$$

masing-masing vektor z dan $h(\theta)$ berukuran (nM) . Sehingga diperoleh model pengukuran seperti pada Persamaan (25), dimana δ adalah *noise* pengukuran yang diasumsikan berdistribusi normal Gaussian, $\delta \sim N(0, R)$.

$$z_k = h(\theta_k) + \delta_k. \quad (25)$$

Selanjutnya dapat ditentukan matriks Jacobian A dan H . Sesuai dengan Tabel 1, bahwa $A = \frac{\partial f(\theta)}{\partial \theta}$ dan $H = \frac{\partial h(\theta)}{\partial \theta}$.

$$A = \frac{\partial \theta}{\partial \theta} = I, \quad (26)$$

dimana I adalah matriks identitas. Untuk mempermudah perhitungan matriks Jacobian H , perhitungan dibagi menjadi dua. Terlebih dahulu dihitung turunan fungsi pengukuran $h(\theta)$ terhadap bobot, $H_w = \frac{\partial h(\theta)}{\partial w}$, kemudian turunan fungsi pengukuran $h(\theta)$ terhadap pusat, $H_v = \frac{\partial h(\theta)}{\partial v}$.

$$H_w = \begin{bmatrix} G_1 & \dots & 0 & G_2 & \dots & 0 & \dots & G_M & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \dots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & G_1 & 0 & \dots & G_2 & \dots & 0 & \dots & G_M \end{bmatrix}. \quad (27)$$


```

:
• V: matriks pusat (m × c)
1. Tentukan matriks bobot W secara acak;
2. Tentukan matriks pusat V menggunakan metode k-means;
3. Ŷ ← WG;
4. MSE ←  $\frac{\sum_p \sum_i (y_{pi} - \hat{y}_{pi})^2}{nM}$ ;
5. k ← 0; (k: epoch)
6. while MSE > ε do
7.  $\hat{\theta}_k \leftarrow W, V$ ;
8. Hitung  $H_k$ ; (Persamaan (29))
9.  $\theta_{k+1}^f \leftarrow \hat{\theta}_k$ ;
10.  $P_{k+1}^f \leftarrow \hat{P}_k + Q$ ;
11.  $K_k \leftarrow P_{k+1}^f H_k^T [H_k P_{k+1}^f H_k^T + R]^{-1}$ ;
12.  $\hat{\theta}_{k+1} \leftarrow \theta_{k+1}^f + K_k [z_{k+1} - h(\theta_{k+1}^f)]$ ;
13.  $\hat{P}_{k+1} \leftarrow [I - K_k H_k] P_{k+1}^f$ ;
14.  $W, V \leftarrow \hat{\theta}_{k+1}$ ;
15.  $\hat{Y} \leftarrow WG$ ;
16.  $MSE \leftarrow \frac{\sum_p \sum_i (y_{pi} - \hat{y}_{pi})^2}{nM}$ ;
17. k ← k + 1;
18. end
19. return(W, V);
    
```

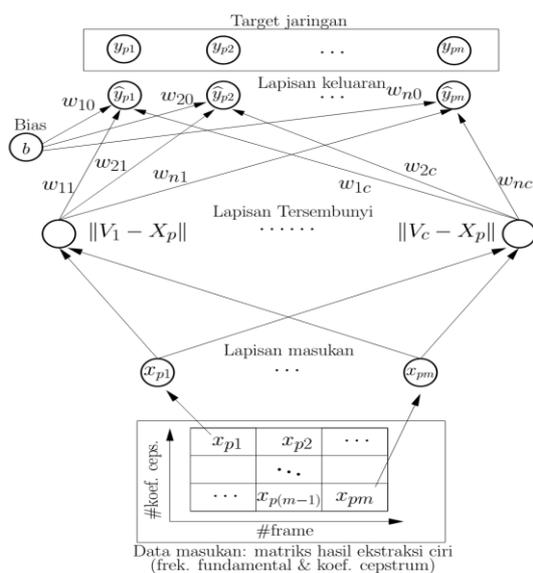
7 Simulasi

Dalam penelitian ini akan dilakukan identifikasi nada instrumen gamelan Jawa. Instrumen yang digunakan adalah kelompok saron bernada pelog. Sehingga terdapat tujuh jenis target jaringan berupa kelas nada bilahan instrumen gamelan yang diteliti yaitu 1 (ji), 2 (ro), 3 (lu), 4 (pat), 5 (ma), 6 (nem) dan 7 (pi). Tujuh kelas nada pada masing-masing instrumen demung, saron dan peking. Sehingga dapat ditentukan target yang digunakan pada identifikasi nada instrumen gamelan Jawa berupa vektor biner seperti berikut ini,

$$Y_p = \begin{cases} [1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0]^T, & \text{untuk nada ji} \\ [0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0]^T, & \text{untuk nada ro} \\ [0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0]^T, & \text{untuk nada lu} \\ [0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0]^T, & \text{untuk nada pat} \\ [0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0]^T, & \text{untuk nada ma} \\ [0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0]^T, & \text{untuk nada nem} \\ [0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1]^T, & \text{untuk nada pi} \end{cases} \quad (30)$$

Secara ringkas rancangan arsitektur jaringan fungsi basis radial yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 3. Data masukan yang digunakan adalah

vektor X_p yang berukuran m , dimana vektor X_p adalah vektor koefisien cepstrum yang telah dikalikan dengan frekuensi fundamental bersesuaian yang diperoleh dari matriks hasil ekstraksi ciri suara gamelan. Oleh karena itu nilai m ditentukan oleh banyak koefisien cepstrum yang digunakan dan banyak frame yang dibentuk dari data suara instrumen gamelan. Pada lapisan tersembunyi terdapat tujuh neuron, karena kelas nada yang dijadikan sebagai target jaringan terdapat sebanyak tujuh kelas nada ($c = 7$). Pada lapisan keluaran, jumlah neuron yang digunakan berjumlah sama dengan jumlah neuron pada lapisan tersembunyi karena target jaringan yang digunakan adalah vektor biner berukuran c . Dengan fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi basis radial linier.



Gambar 3. Arsitektur jaringan fungsi basis radial yang digunakan

Data suara gamelan diperoleh dari hasil perekaman terhadap ketiga instrumen kelompok saron. Dari setiap instrumennya diambil suara dari tiap-tiap bilahan, dimana setiap bilahan dibagi menjadi tiga bagian yaitu bagian atas, tengah dan bawah. Sehingga terkumpul sebanyak 630 data suara. Data pelatihan yang digunakan sebanyak 80% dari data yang tersedia dan sisanya digunakan untuk proses validasi. Inisialisasi bobot dilakukan dengan membangkitkan bobot secara acak dan pusat diinisialisasi dengan menggunakan metode *k-means*. Jumlah koefisien cepstrum dan jumlah frame data masukan yang digunakan dalam simulasi dibuat bervariasi, dengan tujuan untuk melihat pengaruh jumlah koefisien cepstrum dan jumlah frame yang digunakan terhadap hasil pelatihan.

Hasil simulasi identifikasi instrumen gamelan Jawa ditunjukkan pada Gambar 4. Pada identifikasi demung, menghasilkan tingkat akurasi rata-rata 98,21% untuk jumlah frame lebih dari sama dengan 15 atau jumlah koefisien cepstrum lebih dari sama dengan 15. Sedangkan identifikasi pada data dengan jumlah frame kurang dari 15 atau jumlah koefisien cepstrum kurang dari 15 hanya menghasilkan tingkat akurasi 14,29%.

Hasil simulasi pada instrumen saron juga menunjukkan hal yang serupa. Pada data dengan jumlah frame lebih dari sama dengan 10 atau jumlah koefisien cepstrumnya lebih dari sama dengan 15 menghasilkan tingkat akurasi rata-rata 98,97%. Sedangkan untuk data dengan jumlah frame kurang dari 10 atau jumlah koefisien cepstrumnya kurang dari 15 hanya menghasilkan tingkat akurasi rata-rata 19,05%.

Simulasi pertama pada identifikasi instrumen peking menunjukkan bahwa data dengan jumlah frame lebih dari sama dengan 10 atau jumlah koefisien cepstrumnya lebih dari sama dengan 15 menghasilkan tingkat akurasi rata-rata 99,86%. Sedangkan untuk data dengan jumlah frame kurang dari 10 atau jumlah koefisien cepstrum kurang dari 15 hanya menghasilkan tingkat akurasi sebesar 33,33%. Pada simulasi kedua menghasilkan tingkat akurasi 100% pada semua data masukan. Sedangkan pada simulasi ketiga, tingkat akurasi yang dihasilkan berada pada rentang 97%-100% dari hasil identifikasi pada semua data.

Dari hasil simulasi terlihat bahwa secara berurutan instrumen yang memiliki tingkat akurasi tinggi adalah peking, saron, dan yang terakhir adalah demung. Hal tersebut dapat terlihat dari frekuensi fundamental masing-masing instrumen pada Tabel 2. Rata-rata selisih frekuensi fundamental demung adalah 35 Hz, sedangkan saron sebesar 69 Hz dan peking memiliki rata-rata selisih 153 Hz. Sehingga pada demung masih dapat dimungkinkan terjadi *overlapping* frekuensi karena memiliki selisih yang kecil. Sedangkan peking memiliki selisih frekuensi fundamental yang paling besar.

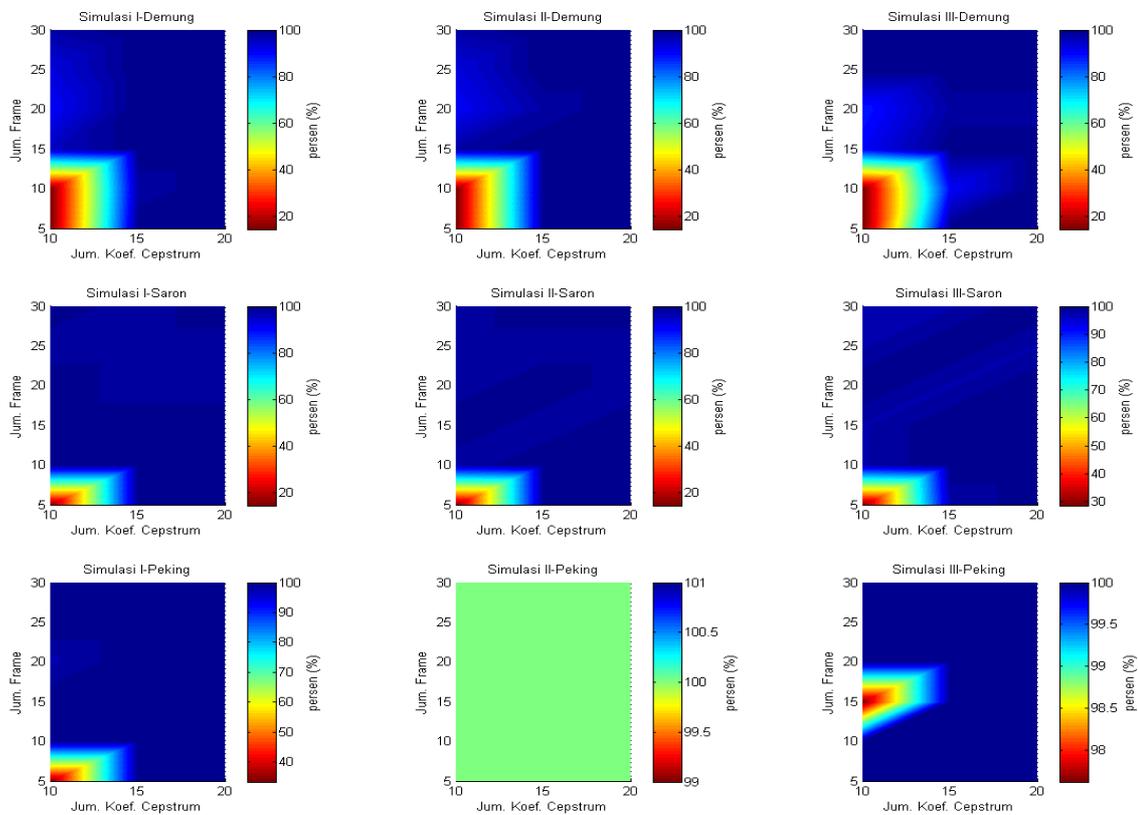
Pada hasil simulasi juga dapat terlihat pengaruh jumlah frame atau jumlah koefisien cepstrum yang digunakan. Semakin banyak jumlah frame atau jumlah koefisien cepstrum yang digunakan, tentulah akan menghasilkan identifikasi dengan tingkat akurasi yang semakin besar. Tentunya penambahan jumlah frame atau jumlah koefisien cepstrum juga akan menyebabkan waktu komputasi bertambah lama. Secara keseluruhan dari ketiga instrumen dengan jumlah frame lebih dari sama dengan 15 atau jumlah koefisien cepstrumnya lebih dari sama dengan 15 menghasilkan tingkat akurasi rata-rata mencapai 99,04%. Sehingga jumlah frame minimal yang diperlukan agar menghasilkan identifikasi dengan tingkat akurasi yang tinggi adalah 15 frame, seperti yang dihasilkan dari simulasi ketiga instrumen kelompok saron. Sedangkan jumlah koefisien cepstrum minimal yang dibutuhkan agar menghasilkan identifikasi dengan tingkat akurasi yang tinggi adalah 15 koefisien. Dengan tingkat akurasi sebesar 99,04%, dapat dijamin bahwa bobot dan pusat yang dihasilkan dari pelatihan menggunakan *extended Kalman filter* dapat dengan baik digunakan dalam identifikasi nada instrumen gamelan Jawa.

8 Penutup

8.1 Kesimpulan

Dapat dikonstruksi pelatihan jaringan fungsi basis radial menggunakan *extended Kalman filter*. Konstruksi pelatihan dilakukan dengan mendefinisikan variabel keadaan pada *extended Kalman filter* sebagai bobot dan pusat dari jaringan fungsi basis radial. Serta didefinisikan fungsi transisi sebagai fungsi identitas, $f(\theta) = \theta$, dan fungsi pengukurannya adalah arsitektur dari jaringan fungsi basis radial.

Hasil konstruksi pelatihan jaringan fungsi basis radial menggunakan *extended Kalman filter* kemudian diimplementasikan untuk identifikasi instrumen gamelan Jawa. Identifikasi dapat dilakukan dengan menggunakan koefisien cepstrum dan frekuensi fundamental sebagai data masukan pada jaringan fungsi basis radial.



Gambar 4. Tingkat akurasi identifikasi instrumen gamelan Jawa

Hasil simulasi menunjukkan bahwa identifikasi instrumen gamelan Jawa dengan menggunakan jaringan fungsi basis radial yang dilatih menggunakan *extended Kalman filter* menghasilkan akurasi yang tinggi. Sehingga jaringan fungsi basis radial dengan pelatihan menggunakan *extended Kalman filter* dapat digunakan untuk identifikasi instrumen gamelan Jawa.

8.2 Saran

Pada penelitian ini digunakan fungsi aktifasi berupa fungsi basis radial linier. Untuk itu diharapkan penelitian selanjutnya dapat digunakan fungsi basis radial lainnya dan membandingkan tingkat akurasinya. Serta metode ini masih perlu diperiksa dari segi waktu komputasinya yang dapat dilakukan dengan membandingkan terhadap etode pelatihan lainnya.

Daftar Pustaka

- [1] L. Fauset, *Fundamental of Neural Networks, Architectures, Algorithms, and Applications*, Prentice Hall, New Jersey, 1994.
- [2] S. Haykin, *Kalman Filtering and Neural Networks*, John Wiley & Sons, New York, 2001.
- [3] J.M. Lewis, S.L. Araham, dan S. Dhall, *Dynamic Data Assimilation: A Least Squares Approach*, Cambridge University Press, New York, 2006.
- [4] D. Gerhard, *Pitch Extraction and Fundamental Frequency: History and Current Techniques*, Department of Computer Science University of Regina, Regina, 2003.
- [5] M.N. Do, *An Automatic Speaker Recognition System*, DSP Mini Project, Audio Visual Communications Laboratory Swiss Federal Institute of Technology, Switzerland, 2003.
- [6] Sumarsam, *Gamelan: Interaksi Budaya dan Perkembangan Musikal di Jawa*, Pustaka Pelajar, Yogyakarta, 2003.