# IMPLEMENTASI *LEARNING VECTOR QUANTIZATION* DAN *LINIEAR PREDICTIVE CODING* UNTUK PENGENALAN LAFAL NAMA PAHLAWAN INDONESIA

Hernanda[1], Susmini Indriani L., MT.[2]

[1,2]Teknik Informatika - Universitas Komputer Indonesia
Jl. Dipatiukur 112-114 Bandung
E-mail : hernanda17@email.unikom.ac.id[1], lestariningati@gmail.com[2]

## ABSTRAK

Ejaan yang disempurnakan (EYD) adalah ejaan bahasa Indonesia yang berlaku sampai saat ini yang sebelumnya menggunakan ejaan republic atau ejaan soewandi. Ejaan soewandin memiliki perbedaan yang diantranya "tj" menjadi "c", "oe" menjadi "u" dan lain-lain. Untuk pelafalan yang memiliki pengucapan yang mirip apabila diucapkan akan menghasilkan perbedaan arti seperti guna dan tuna, nama pahlawan Indonesia dengan ejaan lama dapat menghasilkan pelafalan berbeda. Berdasarkan perbedaan pelafalan. Banyak penelitian yang sudah dilakukan terkait kemiripan suara dan pengenalan suara. Hasil pengenalan yang didapatkan bervariasi dipengaruhi oleh data training, metode ekstraksi ciri dan metode klasifikasi.

Dalam penelitian ini metode ekstraksi ciri yang digunakan adalah Linear Predictive Coding dan untuk metode klasifikasi yang digunakan adalah Learning Vector Quantization untuk melakukan pengenalan lafal nama pahlawan Indonesia. Tahap pengolahan suara yang dilakukan yaitu ekstraksi ciri Linear Predictive Coding dengan tahapan preemphasis, frame blocking, windowing, auto correlation, analisis LPC, dan koefisien cepstral. Selanjutnya dilakukan tahap klasifikasi yaitu pelatihan dan pengujian Learning Vector Quantization. Nama pahlawan yang di uji sebanyak 8 nama. Data suara yang dipakai untuk data training yaitu 50 sampel suara yang artinya 8x50 ada sebanyak 400 suara yang digunakan. Kemudian data uji yang digunakan adalah 10 data sample suara yang artinya 10x8 adalah sebanyak 80 suara.

Berdasarkan hasil pengujian yang diakukan terhadap data menggunakan metode K-Fold Cross Validation, maka didapatkan akurasi pengujian terbaik sebesar 54.17 %. Pengujian akurasi mendapatkan hasil yang tidak memuaskan dikarenakan banyak nya noise dari data latih yang digunakan. Adapun kombinasi yang digunakan yaitu learning rate (α) = 0.0001, pengurangan rasio = 0.001, error minimum = 0.0002 dan maksimum epoch = 100.

**Kata kunci :** Kecerdasan Buatan, Jaringan Syaraf Tiruan, Linear Predictive Coding, Leraning Vector Quantzation, Pengenalan Suara

## 1. PENDAHULUAN

Ejaan yang disempurnakan (EYD) adalah ejaan bahasa Indonesia yang berlaku dari tahun 1972 hingga saat ini. Ejaan ini menggantikan Ejaan Republik atau Ejaan Soewandi. Sebelum EYD, Lembaga Bahasa dan kesusastraan pada tahun 1967 mengeluarkaan ejaan baru, pada dasarnya ejaan baru merupakan lanjutan perubahan yang terlihat pada ejaan sebelumnya antara lain "tj" menjadi "c", "dj" menjadi "j", "nj" menjadi "ny", "sj" menjadi "sy", "ch" menjadi "kh", "oe" menjadi "u". Lafal merupakan cara seseorang atau sekelompok orang untuk mengucapkan bunyi-bunyi bahasa. Dalam bahasa tulis, lafal tidak terlihat dengan jelas. Lafal ini lebih tercermin dalam bahasa lisan [1] perbedaan dari lafal yang mirip apabila di ucapkan, contohnya sebagai berikut, Tuna dengan Guna, Cepat dengan Tepat. Apabila diucapkan dengan tidak jelas, maka arti dari pengucapan dapat di salah artikan. Nama-nama pahlawan Indonesia juga memiliki pelafalan yang apabila di lafalkan dengan salah maka akan memiliki arti yang salah atau berbeda, seperti Teuku Umar dengan Tengku Umar, Suprijadi dengan Supriyadi, Thaha Saifuddin dengan Thaha Syaifuddin, Fakhruddin dengan Fahruddin, dan lain-lain. Apabila pengucapan dan pelafalan nama pahlawan Indonesia tersebut salah maka akan salah di artikan atau salah penulisan nama pahlawan tersebut.

Pengenalan suara merupakan salah satu upaya untuk dapat mengenali atau mengidentifikasi suara sehingga dapat dimanfaatkan untuk berbagai aplikasi. Untuk menyelesaikan masalah pelafalan yang dapat diartikan salah atau di tulis menjadi salah, maka pengenalan suara dapat menjadi salah satu metode yang dapat digunakan agar nama pahlawan dapat diartikan dan dilafalkan dengan benar, ada berbagai algoritma pengenalan suara yang sudah pernah di uji. Pada studi kasus pengenalan nada pada senar biola [2] mendapatkan akurasi mencapai 88.33%, penelitian tersebut mencoba mencocokan 60 data , berupa nada G, D ,A , E pada biola dan menghasilkan koefisien cepstral yakni 73.33%, dan di penelitian lainnya yaitu pengenalan suara alat musik [3] dengan metode LVQ dan ekstraksi ciri LPC menghasilkan akurasi sebesar terbaik 88.333% dengan persentase alat musik petik

sebesar 50% , alat musik pukul 40% dan alat musik tiup 66.67%, dan untuk studi kasus menggunakan bahasa manusia yaitu pengenalan pengucap tak bergantung teks yang menjadi acuan beberapa paper untuk menggunakan ekstraksi ciri LPC tetapi di dalam penelitian tersebut menggunakan metode Vector Quantization [4], pada penelitian tersebut didapatkan akurasi sebesar 60%. Penelitian yang sama menggunakan LVQ dengan ekstraksi ciri LPC untuk mengenal gender [5] penelitian tersebut mendapatkan akurasi sebesar 75.76%.

Berdasarkan latar belakang masalah yang telah dijelaskan maka dalam penelitian untuk menguji nama pahlawan Indonesia dengan pelafalan yang berbeda dari kata yang ada, apakah pelafalan yang berbeda dapat dikenali oleh metode ekstraksi ciri Liniear Predictive coding dan metode klasifikasi Learning Vector Quantization. Keluaran yang dihasilkan dari sistem yag dibuat adalah hasil pengenalan dan akurasi, harapan dari pengujian kasus dengan ekstraksi ciri Liniear Predictive coding dan metode klasifikasi Learning Vector Quantization ini dapat di pakai untuk pengembangan metode pengenalan suara, dan untuk pengenalan nama pahlawan Indonesia agar pada saat ditulis tidak salah penulisan yang dikarenakan pelafalan yang salah.

### 1.1 Suara

Suara merupakan fenomena fisik yang dihasilkan oleh getaran benda. Getaran benda tersebut berupa sinyal analog dan amplitudo yang berubah secara kontinyu terhadap waktu. Suara atau bunyi biasanya merambat melalui udara dan tidak bisa merambat melalui ruang hampa [6].

#### 1.1.1 Representasi Sinyal Suara

Gelombang sinyal suara analog tidak dapat langsung direpresentasikan pada komputer. Komputer mengukur amplitudo pada satuan waktu tertentu untuk menghasilkan sejumlah angka. Tiap satuan pengukuran ini dinamakan sample. Sampling adalah proses mencuplik sinyal analog menjadi beberapa potongan waktu, kemudian sample tersebut diberi nilai eksak dan nilainya diberikan dalam bentuk digital [7].

#### 1.1.2 Konversi Analog Menjadi Digital

Signal – signal yang natural pada umumnya seperti signal suara merupakan signal continue dimana memiliki nilai yang tidak terbatas. Sedangkan pada komputer, semua signal yang dapat diproses oleh komputer hanyalah signal discrete atau sering dikenal sebagai istilah digital signal. Agar signal natural dapat diproses oleh komputer, maka harus diubah terlebih dahulu dari data signal continue menjadi discrete [7]. Hal itu dapat dilakukan melalui 3 proses, diantaranya sebagai berikut:

1. Proses sampling adalah suatu proses untuk mengambil data signal continue untuk setiap periode tertentu. Dalam melakukan proses sampling data, berlaku aturan Nyquist, yaitu bahwa frekuensi sampling (sampling rate) minimal harus 2 kali lebih tinggi dari frekuensi maksimum yang akan di sampling. Jika signal sampling kurang dari 2 kali frekuensi maksimum signal yang akan di sampling, maka akan timbul efek aliasing. Aliasing adalah suatu efek dimana signal yang dihasilkan memiliki frekuensi yang berbeda dengan signal aslinya.
2. Proses kuantisasi adalah proses untuk membulatkan nilai data ke dalam bilangan-bilangan tertentu yang telah ditentukan terlebih dahulu. Semakin banyak level yang dipakai maka semakin akurat pula data signal yang disimpan tetapi akan menghasilkan ukuran data besar dan proses yang lama.
3. Proses pengkodean adalah proses pemberian kode untuk tiap-tiap data signal yang telah terkuantisasi berdasarkan level yang ditempati.

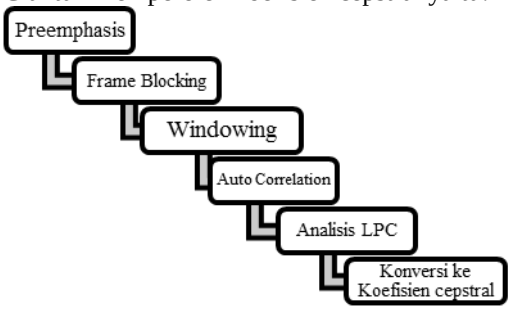
### 1.2 *Linear Predictive Coding*

Linear Predictive Coding (LPC) adalah metode digital untuk melakukan proses encoding sinyal analog, dimana sebuah nilai tertentu di prediksi oleh sebuah fungsi linear nilai sebelumnya dari sinyal tersebut [2]. Ada dua alasan utama penggunaan metode LPC, yaitu:

a. LPC dapat digunakan untuk memprediksi trayek dari sebuah sinyal. Dalam domain frekuensi, prediksi trayek ekuivalen dengan permodelan spectrum sinyal [2]

b. LPC mampu menghilangkan bagian yang dapat terprediksi dalam upaya untuk menghindari bagian redudansi pada saat re-transmitting yang dapat diprediksi oleh receiver dan sekaligus dapat menghemat penyimpanan, bandwith, dan waktu [2]

Langkah-langkah dari pengolahan sinyal dengan LPC untuk memperoleh koefisien cepstral yaitu:




Gambar 1 Blok Diagram LPC

#### 1.2.1 *Pre-Emphasis*

Pada tahap ini digunakan untuk mendatarkan spectral sinyal dan meningkatkan keaslian sinyal pada pemrosesan sinyal yang selanjutnya. Persamaan untuk perhitungan pada proses pre-emphasis dapat dilihat pada persamaan 1 berikut:

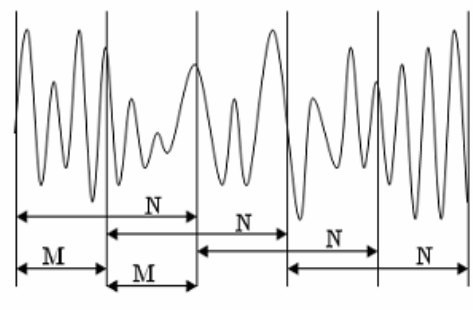
$$s'(n) = s(n) - 0.9375\ x\ s(n-1) \qquad 1$$

Dimana:

s^' (n) : Fungsi dari pre-emphasis
s(n) : Data sinyal suara ke n
s(n-1) : Data sinyal suara ke n-1

### 1.2.2 *Frame Blocking*

Tahapan ini mengelompokkan sinyal hasil proses pre-emphasis ke dalam frame-frame dengan ukuran sebesar N data yang dimasukkan. Frame ini berurutan dengan pemisahan antara kedua bingkai sebesar M data, sehingga M= 1/3 N, dimana N melambangkan jumlah dari blok sinyal. Adapun contoh dari frame blocking dapat dilihat pada Gambar 2 berikut




Gambar 2 Contoh *Frame Blocking*

### 1.2.3 *Windowing*

Setelah proses frame blocking dilakukan, maka proses selanjutnya yaitu proses windowing. Proses ini menggunakan persamaan Hamming, dimana setiap data dari frame blocking dimasukan kedalam proses Hamming [8]

$$W(n) = 0.54 - 0.46\cos\left(\frac{2\pi n}{N} - 1\right) \qquad 2$$

Dimana :
W(n) : Fungsi Hamming
N : Jumlah sample dari blok sinyal

### 1.2.4 Auto Korelasi

Korelasi adalah metode untuk mengetahui tingkat keeratan hubungan dua peubah ataulebih yang digambarkan oleh besarnya koefisien korelasi [4].

Korelasi antara dua bentuk gelombang adalah suatu ukuran kesamaan keduanya. Bentuk gelombang dibandingkan pada selang waktu berbeda, dan "kesamaan" dihitung pada selang waktu masing-masing. Hasil suatu korelasi adalah ukuran kesamaan sebagai fungsi penyimpangan waktu antara permulaan kedua bentuk gelombang. Fungsi autokorelasi adalah korelasi suatu bentuk gelombang dengan dirinya sendiri. Kesamaan tepat pada selang waktu nol, sedangkan ketidaksamaan terus meningkat seiring bertambahnya selang waktu. Definisi matematika untuk menggambarkan fungsi autokorelasi ditunjukkan pada persamaan 1 untuk suatu fungsi diskrit tanpa batas x(n) sedangkan definisi matematika autokorelasi suatu fungsi diskrit terbatas x(n) untuk ukuran N [9]

Setiap himpunan *windowing* di autokorelasi-kan sehingga didapatkan sebuah himpunan *koefisien* $p-1$, dengan $p$ adalah orde LPC yg diharapkan [4]. Berikut adalah persamaan dari fungsi auto korelasi:

$$rl(m) = \sum_{n=0}^{N-1-m} xi(n) * xi(n+m) \qquad 3$$

### 1.2.4 Analisis LPC

Pada tahap ini setiap *frame* dengan autokorelasi ke-$(p+1)$ akan dikonversi ke bentuk parameter LPC yang dapat berupa koefisien LPC. Berikut adalah persamaan dari analisis LPC.

E(o)=r(0) 4
km={r(m)-Σm-1j=1αj(m-1)r(|m-j|)/E(m-1), 5
1 ≤ m ≤ p
αm(m)= km 6
αj(m) = αj(m-1)- km αm-j(m-1), 1 ≤ j ≤ m-1 7
E(m)=(1- km2) E(m-1) 8

Dimana:
E = nilai error
r = nilai auto correlation
m = posisi autocorrelation
p = orde LPC
k = nilai Analisis LPC

### 1.2.5 Konversi Parameter LPC Menjadi Koefisien Cepstral

Rangkaian parameter yang sangat penting, yang dapat diturunkan secara langsung dari rangkaian koefisien LPC adalah koefisien cepstral $C_m$[1]. Persamaan untuk perhitungan koefisien *cepstral* dapat dilihat pada persamaan 9 berikut:

$$C_m = a_m + \sum_{k=1}^{m-1}\left(\frac{k}{m}\right).C_k.a_{m-k} \qquad 9$$

$1 \le m \le p$

$$C_m = \sum_{k=m-p}^{m-1}\left(\frac{k}{m}\right).C_k.a_{m-k} \quad m > p \qquad 10$$

### 1.3 Jaringan Syaraf Tiruan (JST)

JST (Jaringan Syaraf Tiruan) adalah prosesor tersebar parallel (*parallel distributed processor*) yang sangat besar yang memiliki kecenderungan untuk menyimpan pengetahuan yang bersifat pengalaman dan membuatnya siap untuk digunakan [16]. JST menyerupai otak manusia dalam dua hal, yaitu :

1. Pengetahuan diperoleh jaringan melalui proses belajar
2. Kekuatan hubungan antar sel syaraf (*neuron*) yang dikenal sebagai bobot-bobot sinaptik digunakan untuk menyimpan pengetahuan.

JST merupakan salah satu upaya manusia untuk memodelkan cara kerja atau fungsi sistem syaraf manusia dalam melaksanakan tugas tertentu. Pemodelan ini didasari oleh kemampuan otak manusia dalam mengorganisasikan sel-sel penyusunnya yang disebut *neuron*, sehingga mampu melaksanankan tugas-tugas tertentu, khususnya pengenalan pola dengan efektivitas yang sangat tinggi.

### 1.3.1 Proses Belajar JST

Belajar dalam konteks JST adalah proses dimana parameter-parameter bebas JST diadaptasikan melalui suatu proses perangsangan

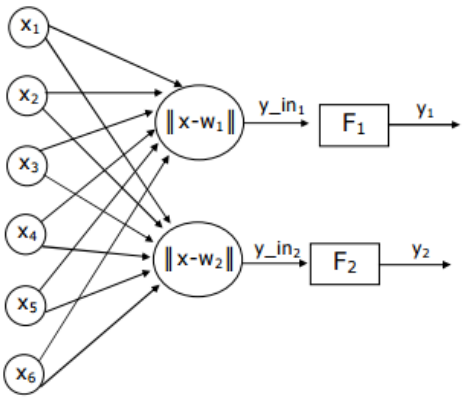
berkelanjutan oleh lingkungan dimana jaringan berada. Proses belajar dalam JST ada dua, yaitu :

1. *Supervised Learning* (Belajar Dengan Pengawasan)
   *Supervised* atau *active learning* adalah proses belajar membutuhkan guru. Yang dimaksud guru disini adalah sesuatu yang memiliki pengetahuan tentang lingkungan. Guru bisa direpresentasikan sebagai sekumpulan sampel input-output. Pembangunan pengetahuan dilakukan oleh guru dengan memberikan respon yang diinginkan kepada JST. Parameter-parameter jaringan berubah-ubah berdasarkan vektor latih dan sinyal kesalahan (sinyal kesalahan adalah perbedaan antara keluaran JST dan respon yang diinginkan). Proses perubahan ini dilakukan secara berulang-ulang, selangkah demi selangkah, dengan tujuan agar JST bisa memiliki kemampuan yang mirip dengan gurunya. Dengan kata lain, JST dilatih untuk dapat memetakan sekumpulan sampel *input-output* dengan akurasi yang tinggi. Pada proses belajar ini, output yang diharapkan telah diketahui sebelumnya.
2. *Unsupervised Learning* (Belajar Tanpa Pengawasan)
   *Unsupervised* atau *self-organized learning* tidak membutuhkan guru untuk memantau proses belajar. Dengan kata lain, tidak ada sekumpulan sampel *input-output* atau fungsi tertentu untuk dipelajari oleh jaringan. Salah satu contoh *unsupervised learning* adalah *competitive learning*. Pada metode ini, tidak ditentukan hasil yang seperti apakah yang diharapkan selama proses pembelajaran.

Dalam penelitian ini proses pembelajaran yang digunakan adalah *supervised learning*.

### 1.3.2 *Learning Vector Quantization* (LVQ)

*Learning Vector Quantization* (LVQ) termasuk dalam proses pembelajaran terawasi (*supervised learning*). LVQ merupakan metode klasifikasi pola yang masing-masing unit output mewakili kategori atau kelas tertentu. Dalam metode ini, suatu lapisan kompetitif akan secara otomatis belajar untuk mengklasifikasikan vektor-vektor data input. Kelas-kelas yang didapatkan sebagai hasil lapisan kompetitif ini hanya tergantung pada jarak antara vektor input. Jika dua vektor mendekati sama, maka lapisan kompetitif akan meletakkan kedua vektor tersebut ke dalam kelas yang sama. Berikut merupakan arsitektur dari metode *Learning Vector Quantization*.




Gambar 3 Jaringan LVQ

Sedangkan algoritma metode LVQ adalah sebagai berikut.

1. Inisialisasi : bobot (W) Maksimum epoch (MaxEpoch), error minimum yang diharapkan (Eps), *learning rate (α).*
2. Masukkan :
   Input : x(m,n)
   Target m : T(1,n)
3. Tetapkan kondisi awal :
   epoch = 0
   err=1
4. Kerjakan jika: (epoch<MaxEpoch) atau (α > eps)
   a. epoch=epoch+1
   b. kerjakan untuk i=1 sampai n
      i. tentukan J sedemikian hingga ||x − wj|| minimum (sebut sebagai $C_j$)

$$c_j = \sqrt{\sum_{i=1}^{i=n}(x_i - w_{ji})^2} \quad (10)$$

      ii. Perbaiki $w_j$ dengan ketentuan

jika T = $C_j$ maka :

$$w_j(baru) = w_j(lama) + \alpha[x - w_j(lama)] \quad (11)$$

jika T ≠ $C_j$ maka :

$$w_j(baru) = w_j(lama) - \alpha[x - w_j(lama)] \quad (12)$$

   c. kurangin nilai α

Berikut adalah keterangan rumus dari algoritma di atas.

T : Target kelas data latih
c : Jarak selisih bobot terkecil
x : Data latih
W : Data bobot kelas
j : Indeks suatu data
m : Banyak data latih
n : Banyak data pada lapisan input / jumlah pixel Suara

### 1.4 *K-Fold Cross Validation*

Akurasi merupakan seberapa dekat suatu angka hasil pengukuran terhadap angka sebenarnya

(true value atau reference value). Dalam teknik ini dataset dibagi menjadi sejumlah K-buah partisi secara acak. Kemudian dilakukan sejumlah K-kali eksperimen, dimana masing-masing eksperimen menggunakan data partisi ke-K sebagai data testing dan memanfaatkan sisa partisi lainnya sebagai data training.

## 2. ISI PENELITIAN

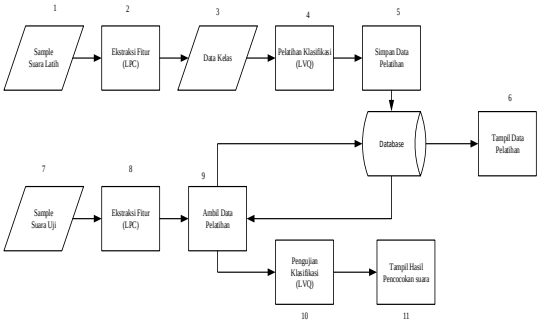
Dalam penelitian ini akan dibangun aplikasi pengenalan pelafalan nama pahlawan Indonesia dengan metode *Learning Vector Quantization* (LVQ),nama pahlawan yang di jadikan yaitu penelitian ini adalah

1.H.O.S Tjokroaminoto
2.Tjiptomangunkusumo
3.Koesoemah Atmadja
4.Teuku Tjik Ditiro
5.Soeprijadi
6.Mohammad Hoesni Thamrin
7.Maskoen Soemadiredja
8.Gatot Mangkoepradja

Suara yang direkam sebanyak 15 responden yang masing masing melafalkan nama-nama pahlawan. Untuk data latih 15 responden tersebut dapat menyebut kan nama pahlawan dengan pelafalan yang berbeda-beda, perbedaan pelafalan seperti perbedaan pengucapan, masih menggunakan ejaan lama, beda panjang penyebutan nama, perbedaan intonasi dan beda panjang pelafalaan. Untuk data uji responden sebanyak 10, dapat di pilih dari 5 orang responden data latih, dan 5 responden baru yang menyebutkan masing masing 8 nama pahlawan.

### 2.1 Arsitektur Umum Sistem

Proses yang dilakukan dalam sistem ini dibagi menjadi beberapa bagian dimana setiap proses memiliki peranan masing-masing dalam melakukan pengenalan pelafalan nama pahlawan Indonesia. Berikut proses yang dilakukan pada gambar 4.




Gambar 4 Analisis Proses

#### 2.1.1 *Linear Predictive Coding*

Dalam proses ekstraksi ciri LPC dilakukan beberapa proses agar suara yang di dapat lebih baik. Data suara yang telah di lakukan ekstraksi ciri setelah itu dapat dimasukan kedalam proses klasifikasi menggunakan metode *Learning Vector Quantization* (LVQ). Berikut adalah penjabaran dari proses ekstraksi ciri yang dilakukan.

1. *Pre-Emphasis*
   Pada tahap ini digunakan untuk mendatarkan spectral sinyal dan meningkatkan keaslian sinyal pada pemrosesan sinyal yang selanjutnya, di dalam proses ini menggunakan persamaan 1 hasil dari proses *Pre-emphasis* berbeda dengan data aslinya tetapi tidak merubah data yang terkandung di dalam data aslinya
2. *Frame Blocking*
   Frame blocking adalah suatu proses pada tahapan sinyal yang telah di *preemphasis* lalu di blok menjadi beberapa bagian dengan jumlah *N*, dan tiap bagian di pisahkan dengan sejumlah M sample. Membagi hasil preemphasis ke dalam *frame-frame* yang masing-masing memuat *N* sampel yang dipisahkan sejauh M sample. Semakin baik perkiraan sprektral LPC dari frame ke frame, setiap frame pada posisi pertama akan sama dengan isi frame sebelumnya pada posisi terakhir yang disebut dengan *overlaping*
3. *Windowing*
   Setelah proses *frame blocking* maka, proses selanjutnya yaitu proses *windowing*, proses ini pada setiap *window* pada bagian sinyal yang telah di buat sebelumnya. Hal ini dilakukan untuk meminimalkan pada bagian awal dan akhir sinyal. Jika didefinisikan sebuah *windowing* w(n) dan sinyal setiap bagian adalah x(n) maka sinyal his proses windowing, dan pada proses ini menggunakan fungsi *hamming* yang ada pada persamaan 2
4. Auto Korelasi
   Pada tahap ini setiap himpunan *windowing* di autokorelasi sehingga didapatkan sebuah himpunan koefisien p-1, dengan p adalah orde LPC yg diharapkan
5. Analisis LPC
   Pada tahap ini setiap bingkai dengan autokorelasi ke-(p+1) akan dikonvesi ke bentuk parameter-parameter LPC yang dapat berupa koefisien LPC, koefisien refleksi, cepstral coefficient atau transformasi yang lainnya sesuai kebutuhan
6. Konversi Parameter LPC Menjadi Koefisien Cepstral
   Rangkaian parameter yang sangat penting, yang dapat diturunkan secara langsung dari rangkaian koefisien LPC adalah koefisien cepstral, LPC menghasilkan koefisien cepstral sesuai ukuruan order LPC, order LPC dapat dipilih dari 8 sampai 16.

#### 2.1.2 *Learning Vector Quantization* (LVQ)

Metode klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Learning Vector Quantization*

(LVQ). Klasifikasi dilakukan setelah suara sudah melewati proses ekstraksi ciri. Adapun proses yang dilakukan pada tahap ini yaitu proses pelatihan dan pengujian. Berikut adalah penjelasan untuk setiap proses yang dilakukan.

1. Pelatihan LVQ

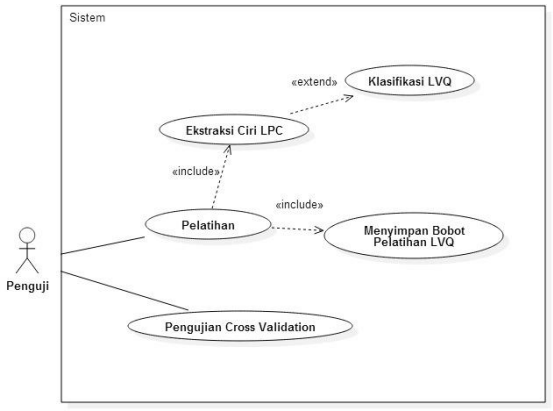
   Dalam proses pelatihan LVQ digunakan data training yang terdiri dari data kelas dan data latih. Banyaknya data training yang digunakan dalam penelitian ini yaitu, data kelas sebanyak 240 suara (8 nama pahlawan x 30) dan data latih sebanyak 80 suara (8 nama pahlwan x 10). Kemudian juga digunakan parameter pelatihan (*learning rate*, pengurangan *learning rate*, Max. Epoch dan *error minimum*). Setelah proses pelatihan ini dilakukan, hasil akhirnya akan memperbaharui data bobot kelas dari semua data kelas. Data bobot inilah yang nantinya digunakan dalam tahap pengujian.

2. Pengujian LVQ

   Setelah dilakukan proses ekstraksi ciri, kemudian dilanjutkan dengan proses pengujian dengan membandingkan nilai bobot dari setiap suara uji dengan bobot kelas yang sudah diperbaharui pada tahap pelatihan sebelumnya. Hasil dari pengujian ini adalah nama pahlawan sesuai dengan suara yang di ucapkan. Namun, dalam proses pengujiannya ada kemungkinan hasil yang didapatkan kurang sempurna. Proses dari pengujian inilah yang nantinya digunakan pada *K-fold Cross Validation*

### 2.2 Use Case Diagram

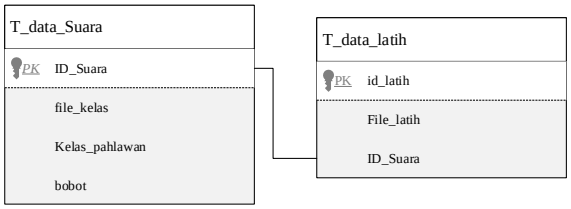
*Use case diagram* merupakan pemodelan yang menunjukkan interaksi antara sistem dengan pengguna (aktor). Dalam *use case* yang dibuat menggunakan lima *use case*, dimana ada *use case* yang berelasi dengan *use case* lainnya. Berikut adalah *use case diagram* untuk aplikasi yang dibangun.




Gambar 5 *Use Case Diagram*

### 2.3 Perancangan Database

Database dalam penelitian ini digunakan untuk menyimpan data training yang digunakan untuk proses klasifikasi LVQ. Tabel yang digunakan yaitu tabel T_data_suara dan T_data_latih. Berikut adalah perancangan database dalam bentuk skema relasi tabel.




Gambar 6 Skema Relasi

### 2.4 Pengujian Akurasi *K-Fold Cross Validation*

Pada pengujian akurasi akan dihitung nilai ketepatan atau kecocokan dari hasil aplikasi pengenalan nama pahlawan Indonesia. Dalam pengujian ini sebelumnya dicari parameter LVQ terbaik, dan di dapatkan *Learning rate* = 0.0001, pengurangan rasio = 0.001, *Error minimum* = 0.0002, *dan maksimum epoch* =100. Selanjutnya adalah pengujian K-Fold Cross validation, Jumlah data yang digunakan sebanyak 240 data. Tiap *dataset* (D) terdiri dari 24 data yang terdiri dari 3 suara nama pahlawan yang sama. Percobaan pengujian dilakukan sebanyak sepuluh kali, dimana tiap dataset akan secara bergantian menjadi data latih dan data uji. Skenario pengujian yang akan dilakukan dapat dilihat pada tabel 1

Tabel 1 Skenario Pengujian

| Fold | Data Uji | Data Latih |
|---|---|---|
| 1 | D1 | D2,D3,D4,D5,D6,D7,D8,D9,D10 |
| 2 | D2 | D1,D3,D4,D5,D6,D7,D8,D9,D10 |
| 3 | D3 | D1,D2,D4,D5,D6,D7,D8,D9,D10 |
| 4 | D4 | D1,D2,D3,D5,D6,D7,D8,D9,D10 |
| 5 | D5 | D1,D2,D3,D4,D6,D7,D8,D9,D10 |
| 6 | D6 | D1,D2,D3,D4,D5,D7,D8,D9,D10 |
| 7 | D7 | D1,D2,D3,D4,D5,D6,D8,D9,D10 |
| 8 | D8 | D1,D2,D3,D4,D5,D6,D7,D9,D10 |
| 9 | D9 | D1,D2,D3,D4,D5,D6,D7,D8,D10 |
| 10 | D10 | D1,D2,D3,D4,D5,D6,D7,D8,D9 |

Proses selanjutnya yaitu melakukan pengujian satu persatu fold, sehingga hasil yang didapatkan yaitu rata-rata akurasi pengenalan pelafalan nama pahlawan Indonesia. Berikut adalah tabel hasil pengujian yang didapatkan.

Tabel 2 Hasil Pengujian

| Pengujian | True | Akurasi (%) |
|---|---|---|
| 1 | 12 | 50.00 |
| 2 | 17 | 70.83 |
| 3 | 12 | 50.00 |
| 4 | 10 | 41.67 |
| 5 | 10 | 41.67 |
| 6 | 12 | 50.00 |
| 7 | 14 | 58.33 |
| 8 | 16 | 66.67 |
| 9 | 15 | 62.50 |

| Pengujian | True | Akurasi (%) |
|---|---|---|
| 10 | 12 | 50.00 |
| **Rata-rata akurasi (%)** | | 54.17 |

Dari tabel hasil pengujian diatas, Pengujian K-fold Cross validation dengan 10 fold didapatkan adalah sebesar 54,17%. Kombinasi parameter pelatihan yang digunakan yaitu *Learning rate* = 0.0001, pengurangan rasio = 0.001, *Error minimum* = 0.0002,

# 3. PENUTUP

## 3.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan pada penelitian ini, maka diperoleh kesimpulan bahwa klasifikasi nama pahlawan Indonesia dengan menggunakan metode klasifikasi *Learning Vector Quantization* dan Ekstraksi Ciri *Linear Predictive Coding*, dengan parameter LVQ *Learning rate* = 0.0001, pengurangan rasio = 0.001, *Error minimum* = 0.0002, *dan maksimum epoch* =100. Parameter yang digunakan telah diuji dengan pengujian paramter LVQ dan didapatkan dengan akurasi terbaik. Tetapi apabila menggunakan parameter berbeda akan meningkat atau menurun nilai akurasi. Dengan menggunakan pengujian akurasi *K-Fold Cross Validation* didapatkan akurasi sebesar 54.17%, maka dapat disimpulkan bahwa metode *Learning Vector Quantization* dan *Linear Predictive Coding* cukup baik digunakan untuk perbedaan pelafalaan.

## 3.2 Saran

Agar penelitian selanjutnya tentang pengenalan pelafalan nama pahlawan Indonesia menggunakan metode ekstraksi ciri *Linear Predictive Coding* dan metode ekstraksi ciri *Learning Vector Quantization* dalam kasus pengenalan pelafalan nama pahlawan Indonesia dengan akurasi yang lebih tinggi, maka berikut adalah saying yang dapat dijadikan pertimbangan, yaitu.

1. Dalam metode ekstraksi ciri dapat menggunakan ekstraksi ciri yang baru seperti *Mel-Frequency Cepstrum* (MFCC), *Pitch-syncronous zero-crossing peak-amplitude* (PS-ZCPA), atau dengan metode ekstraksi ciri lainnya
2. Untuk mendapatkan akurasi lebih tinggi dapat menggunakan metode-metode penggurangan *noise*

# DAFTAR PUSTAKA


[1] Y. A. Iskak, "Bahasa Indonesia Tataran Semenjana untuk SMK dan MAK kelas X", Erlangga, 2006.

[2] S. A. Suci, S. Esti and Wiharto, "Pengenalan Nada Pada Senar Biola Dengan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Learning Vector Quantization", Yogyakarta: Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Komunikasi 2013 (SENTIKA 2013), 2013.

[3] S. Indra, "Pengenalan Suara Alat Musik Dengan Metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) Learning Vector Quantization Melalui Ekstraksi Koefisien Cepstral," Tugas Akhir, Semarang, 2013.

[4] A. Fachrudin, "Pengenalan Pengucap Tak Bergantung Teks dengan Metode Vector Quantization (VQ) Melalui Ekstraksi Linier Predictive Coding," 2004.

[5] B. B. Susetyo, "Aplikasi Pengenalan Gender Menggunakan Suara," Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi (SNATI 2012), Yogyakarta, 2012.

[6] K. G. Ibnu Gunawan, Pembuatan Perangkat Lunak Wave Manipulator Untuk Memanipulasi File WAV, Jakarta: Universitas Kristen Petra, 2012.

[7] A. R. C, "SUARA DAN AUDIO", Yogyakarta : Fakultas Teknik Informatika Universitas Kristen Duta Wacana , 2005.

[8] B. Munawar, "Pengidentifikasian kata Dengan Menggunakan Metode Hidden Makrov Model (HMM) Melalui Ekstraksi Ciri Linear Predictive Coding (LPC)," 2010.

[9] W. A. H. Aryo Baskoro Utomo, "Analisis Karakteristik Suara Manusia Berdasarakan Frekuensi Fundamental dan Tingkat Usia Pada Pelajar SLTP dan SMA," 2016.

[10] I. K. Meganjaya, "Pengenalan Tulisan Tangan menggunakan metode Learning Vector Quantization dalam Kasus Evaluasi Jawaban Ujian," 2015.

[11] S. M. Rosa. A.S, Modul Pembelajaran Rekayasa perangkat Lunak (Terstruktur dan Berorientasi Objek), Bandung: Modula, 2013.

[12] B. Hartanto, "Memahami Visual C#.Net Secara Mudah", Yohyakarta: Andi, 2008.

[13] D. K. Sinaga, "Implementasi Learning Vector Quantization (LVQ) Dalam Mengenal Pertumbuhan Jamur," 2014.

[14] A. Kristanto, "Jaringan Syaraf Tiruan", Yogyakarta: GAYA MEDIA, 2000.

[15] T. Hidayat, "Pengenalan Pola Tanda Tangan Menggunakan Learning Vector Quatization Dalam IDNentifikasi Kepribadian," 2015.

[16] B. Hariyanto, Rekayasan Sistem Berorientasi Objek, Bandung: Informatika, 2004.