

HIDDEN MARKOV MODEL SEDERHANA UNTUK APLIKASI PENGENALAN ISYARAT PENUTUR

Oleh: Septiantar TN¹, Dwi Dharma AK², Risanuri Hidayat³, Oyas Wahyunggoro⁴

¹Jurusan Teknik Elektro, Politeknik Negeri Semarang
Jl. Prof. Sudarto, Tembalang, Semarang, 50275

²Jurusan Mekanisme Perikanan, Politeknik Kelautan dan Perikanan Bitung
Jl. Tandurusa, Aertembaga Dua, Bitung, Sulawesi Utara 95526

^{3,4}Departemen Teknik Elektro dan Teknologi Informasi Universitas Gadjah Mada
Komplek Fakultas Teknik UGM, Jl. Grafika No.2, Yogyakarta, 55281

E-mail : septiantartebe@polines.ac.id

Abstrak

Umumnya, orang memasukkan sandi dengan mengetik data mereka. Hal ini berisiko karena dapat terjadi kemungkinan untuk memberikan data yang sama kepada orang lain dan tidak ada ciri unik data tersebut. Salah satu metode untuk memecahkan masalah menggunakan pengenalan dengan klasifikasi Markov Model tersembunyi. Ada beberapa teknik untuk mendapatkan ciri pada pengenalan tutur; salah satunya adalah mengambil data langsung. Pertama, ekstraksi ciri dilakukan menggunakan transformasi wavelet. Proses berlanjut ke Model Markov tersembunyi dimana nilai probabilitas ditentukan berdasarkan toleransi kesalahan dari suatu data percobaan. Nilai kesalahan didapat dengan menggunakan Mean Square kesalahan (MSE). Metode ini dapat mendeteksi ucapan dengan intonasi berbeda dengan akurasi 100% dalam jarak 25 sampai 40 cm, tetapi tidak untuk dialek berbeda.

Kata Kunci : *kata sandi, Mean Square Error, Hidden MarkovModel*

Abstract

Generally, people enter the password by typing their data. This is risky because of the probability to give similar data to others and there is no unique feature of data. One of the methods to solve the problem is using speech recognition with classification of Hidden Markov Model. There are some techniques to get the features in speech recognition; one of them is direct data mining. Firstly, feature extraction was done using wavelet transform. The process was continued to Hidden Markov Model which the input probability was determined based on the error tolerance of experiment data. The error value was got using Mean Square Error (MSE). This proposed method can detect the speech with different intonation with the accuracy of 100% within the distance of 25 to 40 cm, but not for different dialect.

Keywords: *passwords, Mean Square Error, Hidden MarkovModel*

1. Pendahuluan

Kata sandi merupakan sederet karakter yang memuat informasi penting untuk melakukan prosen autentikasi. Proses autotentikasi merupakan suatu proses untuk memastikan bahwa yang mengakses sistem tersebut adalah yang sebenarnya, dan bukan yang lain. Kata sandi biasanya bersifat statis atau tetap, sampai pemilik kata sandi mengubah susunan karakter sandi. Secara umum, jika ingin mengisi kata sandi di jendela *login*, dilakukan dengan mengetik karakter. Cara ini memerlukan ketelitian

dalam mengetik, apabila tidak teliti akan terjadi kesalahan, dan tidak berhasil mengakses kata sandi.

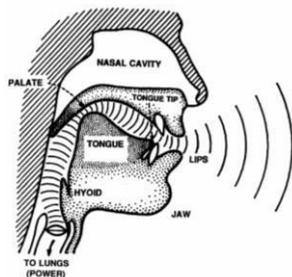
Walaupun karakter dalam kata sandi bersifat rahasia, namun masih bisa ditiru atau memiliki kesamaan dengan pemilik kata sandi yang lain. Karena permasalahan tersebut, para peneliti mengembangkan solusi saat memasukkan kata sandi selain dengan mengetik, salah satu cara adalah dengan isyarat tutur atau ucapan. Pengenalan tutur (*speech recognition*) sudah banyak dikembangkan dalam

berbagai bidang. Teknologi ini merupakan disiplin ilmu dari bidang Pengolahan Sinyal Digital (*Digital Signal Processing*). Hal utama dalam mengembangkan password dengan pengenalan ucapan adalah dengan mencari ciri dari ucapan si pemilik password. Ciri tersebut dapat dilakukan dengan mengambil secara langsung atau perlu pengekstrasian ciri.

2. Tinjauan Pustaka

2.1. Isyarat Tutar

Isyarat tutur manusia diproduksi oleh suatu sistem yang dibentuk oleh organ ucap manusia. Proses tersebut dimulai dengan pembentukan pesan dalam otak. Kemudian pesan tersebut diubah menjadi perintah ke organ ucap manusia, sehingga terbentuklah ucapan yang sesuai dengan pesan yang ingin diucapkan, seperti terlihat pada gambar 1.



Gambar 1. Skema Sistem Suara Manusia

Produksi isyarat tutur dimulai dengan adanya aliran udara yang dihasilkan oleh paru-paru. Cara kerja organ ini mirip piston atau pompa yang apabila ditekan akan menghasilkan tekanan udara. Saat organ *vocal cord* dalam keadaan tegang, aliran udara akan menyebabkan terjadinya vibrasi, dan menghasilkan bunyi ucapan yang disebut *voiced speed sound*. Saat organ *vocal cord* dalam keadaan lemas, hembusan udara melalui daerah sempit pada *vocal tract* dan menyebabkan terjadinya goncangan dan menghasilkan mode suara *unvoiced sound*.

2.2. Proses Stokastik pada Proses Markov

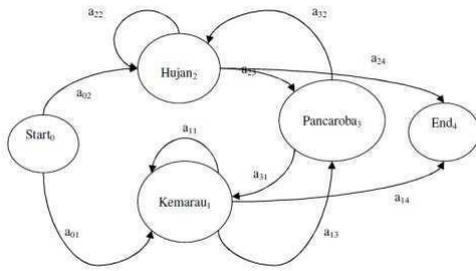
Kondisi dari suatu rangkaian eksperimen tergantung dari beberapa probabilitas kejadian, maka rangkaian percobaan tersebut disebut Proses Stokastik. Proses disebut terhingga (*finite*) bila seluruh kemungkinan kejadian yang terjadi adalah terhingga. Suatu proses stokastik $\{X_n, n = 1, 2, \dots\}$. Apabila $X_n = I$, maka proses berada di keadaan i . Contoh, proses berada di keadaan I , kemudian berpindah ke keadaan j dengan peluang p_{ij} tidak tergantung pada n .

$$P(X_{n+1} = j / X_n = i, X_{n-1} = i_{n-1}, \dots, X_1 = i_1, X_0 = i_0) = P(X_{n+1} = j / X_n = i) = p_{ij}$$

Untuk semua keadaan $i (i_0, i_1, i_2, \dots, i_{n-1})$ dengan i, j dan semua $n \geq 0$, maka proses ini disebut *Markov Chain Stationer*. Dari persamaan tersebut dapat diinterpretasikan, untuk suatu *Markov Chain*, peluang kejadian bersyarat yang akan datang X_{n+1} , hanya tergantung pada kejadian sekarang X_n , inilah sifat Markovian.

2.3. Markov Chain Models

Model Berantai Markov ditemukan oleh Andry Markov dan merupakan bagian dari proses stokastik yang memiliki sifat Markovian. Model ini merupakan bagian dari finite state atau finite automation. Finite automation merupakan kumpulan keadaan yang transisi antar keadaannya dilakukan berdasarkan masukan observasi. Dalam markov berantai, setiap busur antar keadaan berisi probabilitas yang mengindikasikan kemungkinan jalur tersebut akan diambil. Jumlah probabilitas semua busur yang keluar dari sebuah simpul adalah satu.

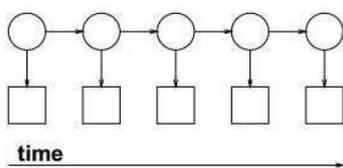


Gambar 2. Chain Markov Model untuk permodelan cuaca

Gambar 2 menunjukkan bahwa a_{ij} adalah probabilitas transisi dari keadaan i ke keadaan j . Misalkan, dari simpul $Start_0$ keluar dua kemungkinan, yaitu a_{02} dan a_{01} . Maka, $a_{02} + a_{01}$ adalah satu, ini berlaku juga untuk simpul-simpul yang lain.

2.4. Hidden Markov Models

Hidden Markov Model (HMM) merupakan suatu proses stokastik yang memodelkan variable acak yang beragam terhadap waktu atau struktur temporal dari urutan sinyal terhadap waktu yang berbeda. HMM akan mencocokkan estimasi probabilitas dengan model vector yang berurutan keluar dari suatu proses acak yang menjadi bagian dari rantai Markov. Rantai Markov merupakan suatu struktur yang terdiri dari variable stasioner yang disebut keadaan (*state*). Transisi antara atau di dalam suatu keadaan adalah suatu probabilitas. HMM mempunyai dua komponen utama, yaitu rantai markov keadaan terhingga (*finite state*) dan himpunan terhingga dari distribusi probabilitas keluaran.



Gambar 3. Representasi parameter HMM

Berbeda dengan rantai markov, sifat tersembunyi pada HMM menunjuk pada langkah yang dilewati model, bukan parameter dari model tersebut. Gambar 3

menunjukkan representasi parameter HMM, titik simpul bundar menunjukkan kondisi terobservasi $o(t)$, titik simpul persegi menunjukkan keadaan tersembunyi $s(t)$, panah horizontal menunjukkan transisi matriks $P_{s(t)|s(t-1)}$ dan panah vertical menunjukkan probabilitas observasi dari keadaan saat ini $P_{s(t)}(o(t))$.

2.5. End Point Detection

Salah satu permasalahan utama dalam sinyal suara adalah bagaimana menentukan sinyal aktif (informasi) dari suatu sinyal data terekam, karena kita tidak dapat mengetahui di titik manakan suara mulai terdengar, di titik manakan suara berhenti, serta di titik manakah bisa mengetahui itu jeda pengucapan atau pengucapan terhenti.

Dengan *End Point Detection* bisa dilakukan untuk menjadi solusi permasalahan tersebut. Pendeteksiannya dilakukan dari awal titik untuk mendapatkan nilai awal mulai (*beginning point*) serta proses dari akhir titik untuk mendapatkan (*end point*). Karena diproses dari awal dan dari akhir inilah jeda berapapun di dalam suatu informasi tidak dianggap sebagai proses berhenti.

2.6. Beat and Hiss Detection

Memiliki permasalahan yang sama dengan EPD, proses *Beat and Hiss Detection* untuk mencari titik letak suara aktif suatu data terekam. Namun pada *Beat detection* ini dapat membagi atau memberi tahu ketukan (suara/diam) suatu data berdasarkan jeda. Sedangkan *Hiss detection* berfungsi untuk menghilangkan sebagian desis atau unsur *Unvoice (U)* yang sudah dipisahkan oleh proses *Beat Detection*.

$$E_j = \left[\frac{1}{N} \cdot \sum_{i=(j-1)N+1}^{jN} x^2(i) \right]^{\frac{1}{2}}$$

Pengukuran energi menggunakan rumus RMSE (*root mean square energy*) merupakan akar dari jumlah rata-rata

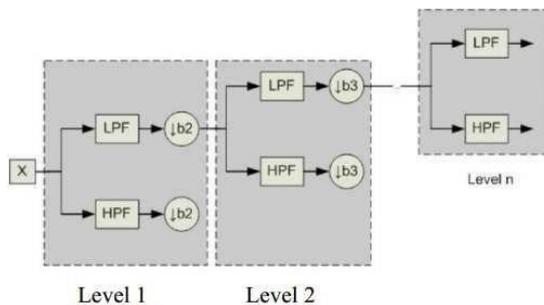
amplitudo sinyal dari sampel frame. Frame yang diberikan bernilai 4.

2.7. Transformasi Wavelet Haar

Transformasi Haar ditemukan pertama kali oleh Alfred Haar pada tahun 1909. Transformasi ini merupakan transformasi yang paling mudah penggunaannya dan merupakan urutan pertama yang ditemukan dalam pengembangan transformasi wavelet. Kelemahan dari transformasi ini adalah hanya dapat digunakan pada saat *discontinuous-time*.

Transformasi Haar yang digunakan adalah transformasi orde 2, dengan jumlah yang di komputasi adalah 2 buah setiap operasi. Data yang diambil adalah data ganjil dan data genap dari sampel panjang data. Rumus dari transformasi Haar adalah

$$T = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}$$



Gambar 4. Dekomposisi wavelet diskrit pada sinyal 1 dimensi

Implementasi transformasi wavelet diskrit dapat dilakukan dengan cara melewatkan sinyal frekuensi tinggi (*highpass filter*) dan frekuensi rendah (*lowpass filter*) dan melakukan *downsampling* pada keluaran masing-masing filter. Proses tersebut dapat diilustrasikan pada Gambar 4. Secara proses analisis, sinyal masuk dibagi menjadi *approximation* dan *detail*. *Approximation* itu bisa dibagi lagi menjadi *approximation* dan *detail* level dua, begitu seterusnya sampai n-level dekomposisi yang diinginkan.

2.8. Korelasi Silang

Cross Correlation (Korelasi Silang) adalah metode korelasi yang digunakan untuk menentukan titik mula dari 2 buah sinyal yang berbeda dengan cara mencari nilai tertinggi dari hasil *inner product*. Keeratan hubungan antara satu variabel dengan variabel lainnya, biasa disebut dengan koefisien korelasi. Koefisien korelasi merupakan taksiran dari korelasi populasi dengan kondisi sample normal (acak).

2.9. Mean Square Error

MSE bisa dianggap sebagai pengukur ketepatan sinyal. Tujuan pengukur ketepatan sinyal adalah membandingkan dua sinyal dengan memberikan nilai kuantitatif yang menggambarkan nilai kemiripan/ketepatan atau sebaliknya, yaitu kesalahan/distorsi diantara mereka. Biasanya, diasumsikan bahwa salah satu sinyal merupakan sinyal asli, sedangkan sinyal yang lain adalah sinyal yang menyimpang atau terkontaminasi kesalahan. Anggap bahwa $x = \{x_i | i = 1, 2, \dots, n\}$ dan $y = \{y_i | i = 1, 2, \dots, n\}$ merupakan diskrit dengan panjang tertentu dimana N adalah satuan sinyal (pixel, jika data sinyal merupakan gambar) dan x_i dan y_i adalah nilai dari sampel I di kawasan x dan y.

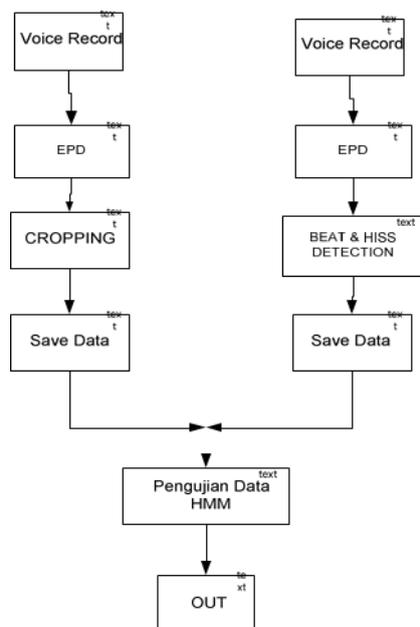
3. Metode Penelitian

Secara garis besar, blok diagram HMM untuk aplikasi pengenalan isyarat penutur yaitu blok diagram untuk pengenalan isyarat penutur tanpa transformasi. Terbagi menjadi dua tahap, yaitu mencari ciri dan tahap pengujian. Kata yang diucapkan adalah kata "SAYA".

3.1. Pengenalan Isyarat Penutur dengan Transformasi Ciri

Diagram alur untuk pengenalan isyarat penutur dengan transformasi ciri dapat dilihat pada Gambar 5. Tahap pengambilan ciri terbagi menjadi dua perlakuan, perlakuan pertama (kiri) sebagai database dan perlakuan kedua (kanan) sebagai data uji. Pengambilan ciri sebagai database,

dimulai dengan mengambil sampel ucapan melalui mic, kemudian menuju EPD untuk diambil unsur *voice* aktif, lalu dipotong menjadi unsur suku kata “SA” dan “YA”, lalu disimpan.



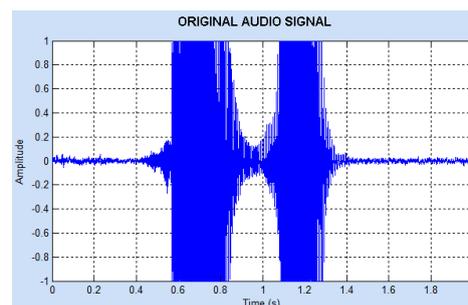
Gambar 5. Blok diagram pengenalan ucapan dengan transformasi ciri

3.1.1. Voice Record

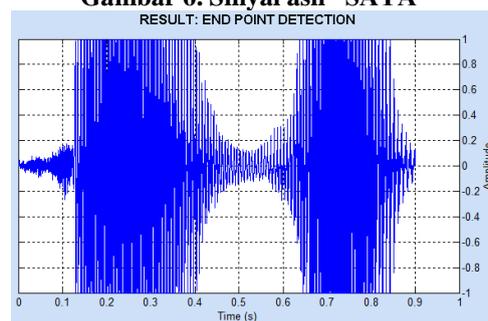
Masukan suara dilakukan dengan melalui mic laptop, dengan jangka waktu tiga detik, dan setelah itu akan berhenti. Dan frekuensi sampling yang diberikan adalah 1600 Hz. Waktu sampling dilakukan dengan mengalikan antara frekuensi sampling dengan lama waktu merekam.

3.1.2. End Point Detection

Suara asli kemudian diambil sinyal suara aktif (sinyal informasi), dapat dilihat di gambar 6. Selain itu, EPD berfungsi untuk menghilangkan derau di luar sinyal suara aktif. Kemudian beberapa data uji diperiksa ulang untuk mendapatkan data uji yang siap (gambar 7), kemudian masuk ke proses *Beat and Hiss Detection*.



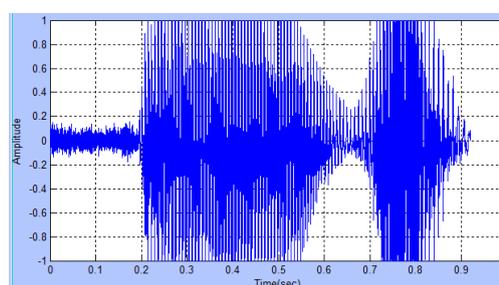
Gambar 6. Sinyal asli “SAYA”



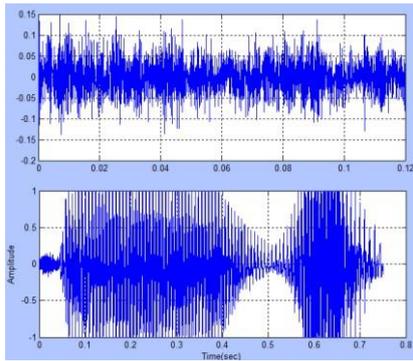
Gambar 7. Sinyal suara hasil EPD

3.1.3. Beat and Hiss Detection

Beda dengan pengambilan ciri sebagai database, pengambilan ciri sebagai data uji melalui *Beat and Hiss detection*, untuk dideteksi apakah ada unsur desis di dalam ucapan input, bila dengan *beat detection* terdapat desis, maka desis akan dihilangkan dengan *hiss detection*, lalu disimpan data tanpa desis tersebut, jika tidak dari *beat detection* langsung disimpan. Penyimpanan dilakukan dengan ekstensi **.wav*. Tahap pengujian adalah membandingkan database dengan data uji ke adalah: $(x, y) = N \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2$ dalam klasifikasi HMM yang akan menghasilkan keluaran apakah password sukses atau gagal.



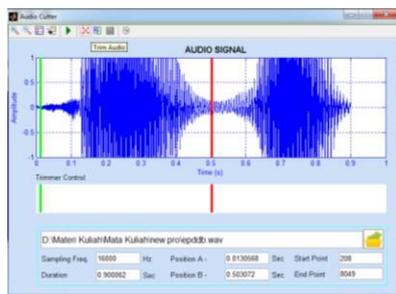
Gambar 8. Sinyal ucap “SAYA” yang mengandung desis



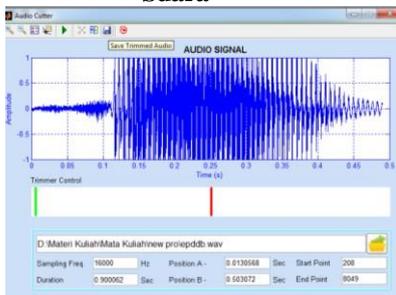
Gambar 9. Pengambilan data desis yang dihilangkan dengan *Hiss Detection* (atas) dan hasil data informasi setelah *Beat and Hiss detection* (bawah)

3.1.4. Voice Cropping

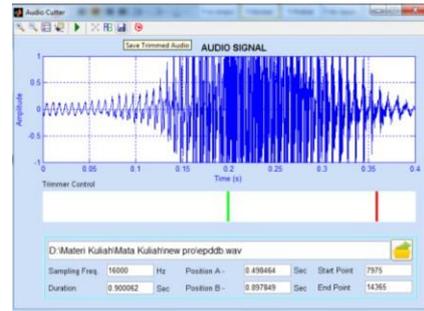
Setelah dideteksi ketukan (*beat*) dan suara desis (*hiss*), sebelum masuk ke pengambilan ciri dengan transformasi wavelet, maka kata “SAYA” dipotong sesuai suku kata (gambar 10), dan didapatkan suku kata “SA” (gambar 11) dan “YA” (gambar 12), kemudian disimpan dengan ekstensi *.mat. Pemotongan suku kata ini dilakukan untuk mempermudah komputasi wavelet, yang merupakan pengenalan ciri berdasarkan suku kata.



Gambar 10. Proses Pemotongan Sinyal Suara



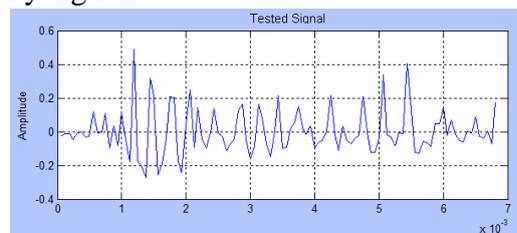
Gambar 11. Sinyal Suara “SA”



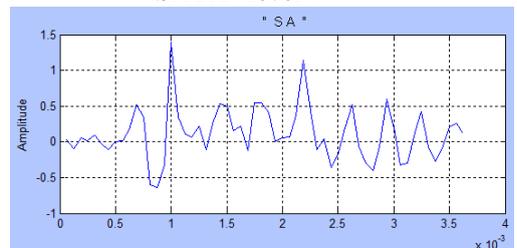
Gambar 12. Sinyal Suara “YA”

3.1.5. Transformasi Wavelet Haar

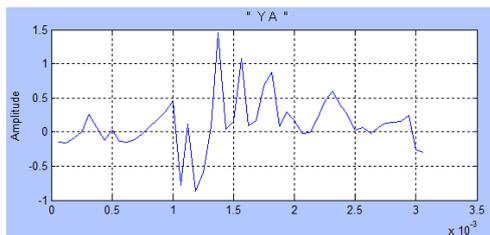
Setelah dari proses *cropping*, selanjutnya masuk ke transformasi wavelet Haar. Sinyal yang ditransformasikan adalah sinyal ucap “SAYA” sebagai data uji, sedangkan data sinyal suku kata hasil pemotongan “SA” dan “YA” digunakan sebagai data referensi. Dengan satu sinyal ucap masukkan, transformasi wavelet akan menghasilkan dua sinyal, yaitu sinyal *approximate* dan *detail*. Berikut merupakan hasil transformasi wavelet haar untuk sinyal ucap “SAYA” (gambar 13), sinyal suku kata “SA” (gambar 14), dan sinyal suku kata “YA” (gambar 15). Transformasi wavelet Haar yang diambil adalah transformasi di level ke tujuh, karena saat pengujian eror estimasi memiliki nilai paling minimum, dibandingkan dengan level yang lain.



Gambar 13. Transformasi Haar sinyal “SAYA” level 7



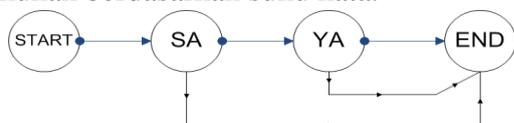
Gambar 14. Transformasi Haar sinyal suku kata “SA” level 7



Gambar 15. Transformasi Haar sinyal suku kata “YA” level 7

3.2. Pengujian Metode Hidden Markov Model

Untuk proses pengujian, level wavelet haar data uji harus sama dengan database. Di dalam proses HMM, data uji dikorelasikan dengan database, untuk mendapatkan nilai error sesuai dengan toleransi yang diberikan. Proses korelasi dilakukan berdasarkan suku kata.



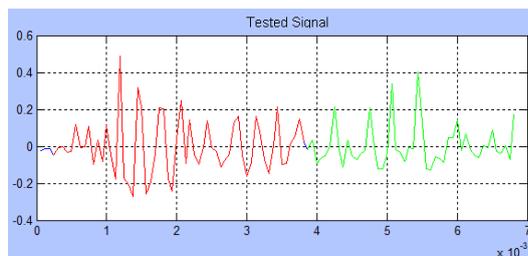
Gambar 16. Model pengujian HMM yang dikembangkan.

Gambar 16, state S1, data “SAYA” dibandingkan dengan “SA”, bila error berada dalam range toleransi maka berlanjut ke proses state S2 yaitu korelasi “YA”. Jika error di luar range toleransi, maka proses akan berhenti dan password dianggap gagal (state S3). Begitu pula dengan proses di state S2, korelasi “SAYA” data uji dengan “YA” database, untuk mendapatkan error. Jika error berada dalam range toleransi, maka masuk ke state S3 dan dianggap sukses. Jika error di luar range toleransi, maka masuk ke state S3 namun dianggap gagal.

3.2.1. Menetapkan Ambang Estimasi Error Korelasi

Penetapan batas ambang estimasi error, dengan cara melakukan korelasi silang terlebih dahulu terhadap data uji dengan waktu yang berbeda. Dengan data referensi “SA” dan “YA”, lalu diberikan pada data uji “SAYA” dengan menggunakan data

wavelet haar level 7, didapatkan dan ditunjukkan di gambar 17. Hasil korelasi silang dengan data uji “SAYA” didapatkan batas ambang 0,08 untuk “SA” dan 0,05 untuk “YA”, yang kemudian dijadikan toleransi pada proses HMM.



Gambar 17. Hasil korelasi estimasi error (merah untuk suku kata “SA” dan hijau untuk “YA”)

4. Hasil dan Pembahasan

Penelitian dilakukan menggunakan sampel data uji dengan tiga variable perlakuan. Pertama, perlakuan jarak pengucapan, kedua perlakuan beda pengucapan, dan yang ketiga adalah perlakuan beda kata.

4.1. Pengujian Perlakuan Jarak Pengucapan

Pengujian perlakuan jarak pengucapan, adalah variasi jarak organ ucap (bibir) terhadap mic. Jarak yang diuji sebagai sampel dimulai dari jarak 5 cm sampai 40 cm seperti terlihat pada kolom pertama Tabel 1. Pada kolom dua terlihat hasil MSE untuk proses data “SA” dengan nilai toleransi 0.08. Toleransi tersebut dipandang dari nilai 0 – 0.08, sehingga bila hasil MSE dari sampel masuk dalam range toleransi, maka hasil proses “SA” dianggap S (sukses) dan bila hasil MSE dari sampel di luar range toleransi, maka hasil proses “SA” dianggap G (gagal) seperti terlihat pada kolom tiga Tabel 1.

Pada kolom empat terlihat hasil MSE untuk proses data “YA” dengan nilai toleransi 0.05. Toleransi tersebut dipandang dari nilai 0 – 0.05 sehingga bila hasil MSE dari sampel masuk dalam range toleransi, maka hasil proses “YA” dianggap S

(sukses) dan bila hasil MSE dari sampel di luar range toleransi, maka hasil proses “YA” dianggap G (gagal), seperti terlihat pada kolom lima Tabel 1. Namun, apabila di kolom tiga menunjukkan huruf G, maka proses data berhenti, tidak melanjutkan ke proses data “YA” dan hasil akhir NO (password salah). Jika hasil MSE “SA” pada kolom dua kurang dari 0.08 dan hasil MSE “YA” pada kolom empat kurang dari 0.05 maka hasil akhir lolos uji dan menampilkan waktu proses. Semakin cepat waktu proses, maka semakin baik.

Tabel 1. Hasil pengujian beda perlakuan jarak pengucapan.

Perlakuan Jarak	Hasil MSE "SA" (0.08)	SUKSES/ GAGAL	Hasil MSE "YA" (0.05)	SUKSES/ GAGAL	Hasil Akhir (waktu proses)
Jarak 5 cm	0.22	G	-	-	N
Jarak 10 cm	0.18	G	-	-	N
Jarak 15 cm	0.17	G	-	-	N
Jarak 20 cm	0.11	G	-	-	N
Jarak 25 cm	0.08	S	0.04	S	Y (210.33 s)
Jarak 30 cm	0.07	S	0.05	S	Y (138.56 s)
Jarak 35 cm	0.07	S	0.04	S	Y (160.93 s)
Jarak 40 cm	0.07	S	0.04	S	Y (152.51 s)

4.2. Pengujian Perlakuan Beda Pengucapan

Pengujian perlakuan beda pengucapan, adalah dengan mengubah-ubah intonasi. Perlakuan pengucapan yang diambil sebagai sampel adalah pengucapan cepat, desis, lambat, penekanan suku kata kedua dan penekanan suku kata pertama, seperti terlihat pada kolom pertama Tabel 2. Pada kolom dua terlihat hasil MSE untuk proses data “SA” dengan nilai toleransi 0.08. Toleransi tersebut dipandang dari nilai 0 – 0.08, sehingga bila hasil MSE dari sampel masuk dalam range toleransi, maka hasil proses “SA” menunjukkan S (sukses) dan bila hasil MSE dari sampel di luar range toleransi, maka hasil proses “SA” menunjukkan G (gagal), seperti terlihat pada kolom tiga Tabel 2.

Pada kolom empat terlihat hasil MSE untuk proses data “YA” dengan nilai toleransi 0.05. Toleransi tersebut dipandang

dari nilai 0 – 0.05 sehingga bila hasil MSE dari sampel masuk dalam range toleransi, maka hasil proses “YA” menunjukkan S (sukses) dan bila hasil MSE dari sampel di luar range toleransi, maka hasil proses “YA” menunjukkan G (gagal) seperti pada kolom lima Tabel 2. Namun, apabila di kolom tiga menunjukkan G, maka proses data berhenti, tidak melanjutkan ke proses data “YA” dan hasil akhir NO (password salah). Jika hasil MSE “SA” pada kolom dua kurang dari 0.08 dan hasil MSE “YA” pada kolom empat kurang dari 0.05 maka hasil akhir lolos uji dan menampilkan waktu proses.

Tabel 2. Hasil pengujian beda pengucapan.

Perlakuan Beda Pengucapan	Hasil MSE "SA" (0.08)	SUKSES/ GAGAL	Hasil MSE "YA" (0.05)	SUKSES/ GAGAL	Hasil Akhir (waktu proses)
Cepat	0.11	G	-	-	N
Desis	0.14	G	-	-	N
Lambat	0.18	G	-	-	N
saYA	0.09	G	-	-	N
SAya	0.18	G	-	-	N

4.3. Pengujian Perlakuan Beda Kata

Pengujian perlakuan beda kata, adalah dengan menginputkan kata diluar kata “SAYA” dan memvariasi huruf vokal yang ada di dalam kata tersebut. Kata yang diinputkan adalah kata “GAMBAR” dan memvariasi huruf vokal “A” di suku kata pertama dan huruf vokal “A” di suku kata kedua., seperti terlihat pada kolom pertama Tabel 3. Pada kolom dua terlihat hasil MSE untuk proses data “SA” dengan nilai toleransi 0.08. Toleransi tersebut dipandang dari nilai 0 – 0.08, sehingga bila hasil MSE dari sampel masuk dalam range toleransi, maka hasil proses “SA” menunjukkan S (sukses) dan bila hasil MSE dari sampel di luar range toleransi, maka hasil proses “SA” menunjukkan G (gagal), seperti terlihat pada kolom tiga Tabel 3.

Pada kolom empat terlihat hasil MSE untuk proses data “YA” dengan nilai toleransi 0.05. Toleransi tersebut dipandang dari nilai 0 – 0.05 sehingga bila hasil MSE

dari sampel masuk dalam range toleransi, maka hasil proses “YA” menunjukkan S (sukses) dan bila hasil MSE dari sampel di luar range toleransi, maka hasil proses “YA” menunjukkan G (gagal) seperti pada kolom lima Tabel 3. Namun, apabila di kolom tiga menunjukkan G, maka proses data berhenti, tidak melanjutkan ke proses data “YA” dan hasil akhir NO (password salah). Jika hasil MSE “SA” pada kolom dua kurang dari 0.08 dan hasil MSE “YA” pada kolom empat kurang dari 0.05 maka hasil akhir lolos uji dan menampilkan waktu proses.

Tabel 3. Hasil pengujian perlakuan beda kata.

Perlakuan Beda Kata	Hasil MSE “SA” (0.08)	SUKSES/ GAGAL	Hasil MSE “YA” (0.05)	SUKSES/ GAGAL	Hasil Akhir (waktu proses)
Gambar	0.09	G	-	-	N
Gamber	0.11	G	-	-	N
Gambir	0.10	G	-	-	N
Gombar	0.12	G	-	-	N
Gambor	0.09	G	-	-	N
Gambur	0.09	G	-	-	N
Gembar	0.11	G	-	-	N
Gimbar	0.09	G	-	-	N

5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan pembahasan, model pengujian HMM yang dikembangkan berhasil membandingkan input sebuah kata berdasarkan database suku kata. Pengujian bersifat intoleran terhadap gaya pengucapan yang berbeda dan kata yang berbeda pula. Hasil pengujian tercapai untuk situasi jarak pengucapan 25 – 40 cm dengan tingkat keberhasilan 100%.

DAFTAR PUSTAKA

Apandi, T. H. (2016). *Prediksi Trafik Video Dengan Menggunakan*. 101–104.

Are, G. P. B., Sitorus, S. H., Prof, J., Hadari, H., & Pontianak, N. (2020). Prediksi Nilai Tukar Mata Uang Rupiah Terhadap Dolar Amerika Menggunakan Metode Hidden

Markov Model. *Coding : Jurnal Komputer Dan Aplikasi*, 08(01), 44–54.

Dwi Ramadhan, H. (2017). *Analisis Pemeliharaan Prediktif Transformator Daya di PT. PLN GI Blimbing Malang Dengan Metode Markov*. 9–10.

Kuswoyo, R., Dur, S., & Cipta, H. (2023). Penerapan Proses Stokastik Markov Chain Dalam Pengendalian Persediaan Produksi Kelapa Sawit di Perkebunan Nusantara IV Sumatera Utara. *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*, 7(2), 429–438. <https://doi.org/10.33379/gtech.v7i2.2025>

Marganingsih, M., & Rosidin, O. (2023). *Dengan Kelainan Dengar Konduktif*. 19, 28–39.

Masriastri, I. G. A. K. Y. (2018). Perpustakaan dan masyarakat informasi. *Al-Maktabah*, 3(2), 72–83.

Meiyanti, R., & Mestika Sandy, C. L. (2021). Pendeteksi Pengenalan Emosi Pada Manusia Menggunakan Hidden Markov Model Dan Bidirectional Associative Memory Dengan Suara. *Jurnal Tika*, 6(03), 231–237. <https://doi.org/10.51179/tika.v6i03.756>

Prastowo, B. N., Putro, N. A. S., Dhewa, O. A., & Yusuf, A. M. H. (2019). Pengenalan Personal Menggunakan Citra Tampak Atas pada Lingkungan Cashierless Store. *Jurnal Buana Informatika*, 10(1), 19.

<https://doi.org/10.24002/jbi.v10i1.1779>

Suarnatha, I. P. D., Agus, I. M., & Gunawan, O. (2022). Jurnal Computer Science and Information Technology (CoSciTech) manusia. *CoSciTech*, 3(2), 73–80.

Wicaksono, A. T., & Fatimah, T. (2018). Sistem Penilaian Online Menggunakan Keamanan One Time

Password Dengan Algoritma Sha 512
Berbasis Web. *Skatika*, 1(3), 938–
943.

Yahya, N. I., & Amini, S. (2018).
Pengimplementasian One Time
Password Dan Notifikasi Email
Menggunakan Fungsi Hash SHA-
512 Berbasis Web Pada SMK Cyber
Media. *Skatika*, 1(2), 745–750.
[https://jom.fti.budiluhur.ac.id/index
.php/SKANIKA/article/view/285](https://jom.fti.budiluhur.ac.id/index.php/SKANIKA/article/view/285)