



## Tinjauan Kasus Model *Speech Recognition: Hidden Markov Model*

Deny Jollyta<sup>#1</sup>, Dwi Oktarina<sup>#2</sup>, Johan<sup>#3</sup>

<sup>#</sup>Program Studi Teknik Informatika, Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Pelita Indonesia  
Jalan Jendral Ahmad Yani No. 78-88 Pekanbaru

<sup>1</sup>deny.jollyta@lecturer.pelitaindonesia.ac.id

<sup>2</sup>dwi.oktarina@lecturer.pelitaindonesia.ac.id

<sup>3</sup>johan@lecturer.pelitaindonesia.ac.id

**Abstrak**— Teknologi pengenalan suara (*speech recognition*) merupakan teknologi yang berkembang pesat dalam bidang kecerdasan buatan (*artificial intelligent*). Saat ini, teknologi pengenalan suara menjadi hal yang komersil melalui berbagai media teknologi seperti *smartphone* dan komputer. Salah satu pembentuk struktur pengenalan suara agar dapat bekerja pada perangkat tersebut adalah model statistik pengenalan suara *Hidden Markov Model* (HMM). Penerapan HMM pada berbagai kasus menunjukkan bahwa model ini cocok dengan berbagai macam data. Tulisan ini merupakan sebuah tinjauan untuk model HMM yang bertujuan untuk memberikan gambaran dan pemahaman terhadap kinerja HMM melalui rangkuman sejumlah penelitian yang digunakan dalam berbagai data. Penerapan HMM tersebut menunjukkan optimalisasi kinerja HMM dan tinjauan terhadap sejumlah penelitian menunjukkan bahwa tingkat keberhasilan HMM dalam mengenali data mencapai 71.43%.

**Kata kunci**— *Speech recognition, artificial intelligent, model statistik, hidden markov model, media teknologi*

### I. PENDAHULUAN

*Automatic Speech Recognition* (ASR) dibangun dari bermacam-macam model statistik yakni model Akustik, model Bahasa, model Leksikon dan model *Hidden Markov*. Model *Hidden Markov* atau dikenal dengan *Hidden Markov Model* (HMM) adalah model yang umum digunakan untuk menyelesaikan berbagai kesulitan dalam pengenalan suara [1]. Keluaran HMM adalah sekuens dari simbol atau kuantitas, dimana sebuah sinyal dari pengucapan bisa dilihat seperti *piecewise stationary signal* atau *short-time stationary signal* [2]. HMM dikenal dapat diujikan secara otomatis, sederhana dan secara komputasi layak untuk digunakan[3],[4].

Tinjauan tentang kinerja HMM menjadi tujuan tulisan ini dijabarkan. Sejumlah alasan HMM digunakan, tergambar pada berbagai penelitian yang telah dilakukan hingga sekarang. Pada penelitian [5], HMM membantu mengenali emosi manusia melalui suara. Percakapan yang diubah menjadi teks dan sebaliknya, merupakan hasil penggunaan HMM dengan program dinamik [6] dan kombinasi HMM dengan beberapa sinyal audio [7]. HMM juga sangat membantu dalam pengenalan suara di bidang

akademik dan industri sejak tahun 2012 [8], [9], [10] serta mengenali wajah [11].

Pada beberapa penelitian yang membutuhkan *database* suara dengan jumlah besar, HMM sering dikombinasikan atau digabungkan dengan model atau algoritma berbeda untuk memperoleh hasil suara yang lebih jelas dan dipahami. Penelitian [12] memperlihatkan bagaimana HMM dikembangkan yang disebut dengan *utterance*. *Utterance* adalah pengucapan satu kata, beberapa kata, kalimat bahkan beberapa kalimat. Artinya, kemungkinan HMM dapat bekerja lebih baik bila digabungkan dengan metode atau model atau algoritma lainnya.

Selain itu, HMM juga dapat mendeteksi berbagai kegiatan dalam dunia bisnis, seperti *fraud* [13], perkiraan harga minyak mentah [14], dan prediksi peluang kenaikan harga saham [15]. Tidak hanya itu, HMM turut membantu menghasilkan penelitian yang mampu mendeteksi *noise* saat HMM beroperasi [16] dan mengubah nilai *threshold* seperti *teta* [17].

### II. MATERI DAN METODE PENELITIAN

#### A. Unsur dan Arsitektur HMM

HMM merupakan pengembangan dari teorema Bayes dan proses Markov [18]. HMM bertujuan untuk menentukan atau merepresentasikan parameter (*state*) tersembunyi berdasarkan sejumlah data observasi yang ada. Penerapan ASR melalui model HMM menjadi dasar berkembangnya HMM pada berbagai kasus pengenalan suara. Secara umum, model HMM memiliki unsur-unsur sebagai berikut [19]:

1) *N*: yaitu jumlah state dalam model. Secara umum state saling terhubung satu dengan yang lain, dan suatu state bisa mencapai semua *state* yang lain dan sebaliknya (disebut model *ergodic*). Namun hal tersebut tidak mutlak, terdapat kondisi lain dimana suatu *state* hanya bisa berputar ke diri sendiri dan berpindah ke satu *state* berikutnya, hal ini bergantung pada implementasi dari model.

2) *M*: yaitu jumlah observasi simbol secara unik pada tiap *state*, misalnya: karakter dalam alfabet, dimana *state* adalah huruf dalam kata.

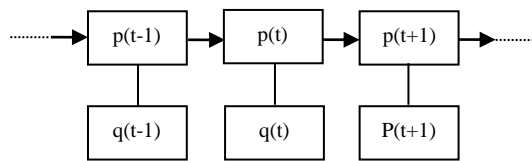
3) *State Transition Probability*: yaitu kemungkinan perubahan kata dengan ketentuan  $A = \{a_{ij}\}$

4) *Observation Symbol Probability pada State*: yaitu kegiatan observasi pada kemungkinan perubahan setiap *state*  $j$ ,  $B = \{b_j(k)\}$

5) *Initial State Distribution*: yaitu inisialisasi *state* yang telah didistribusikan  $\pi = \{\pi_i\}$

Dengan memberikan nilai pada  $N, M, A, B$ , dan  $\pi$ , HMM dapat digunakan sebagai generator untuk menghasilkan urutan observasi.

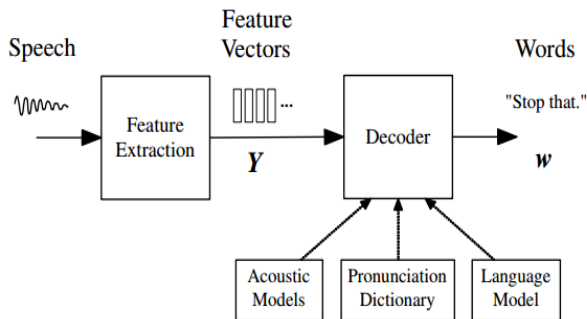
HMM sangat berpotensi untuk dikembangkan sesuai dengan kasus pengenalan suara yang hendak dibangun [12]. Hal ini dikarenakan HMM memiliki *framework* yang dibangun dari unsur matematis, mudah diterapkan dan layak secara komputasi [20].



Gambar. 1 Arsitektur HMM

Gambar 1 menunjukkan bahwa arsitektur umum HMM yang terdiri dari *arbitrary variable* yang mampu menerima sejumlah nilai. Artinya, HMM merupakan model yang mudah dimodifikasi.

Semua kasus ASR yang menggunakan HMM membentuk suatu diagram kerja yang menggambarkan sistematika HMM. Gambar 2 merupakan arsitektur HMM berdasarkan pengenalan suara yang umum digunakan [21].



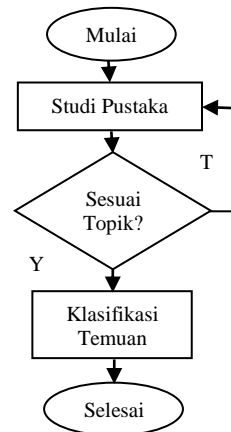
Gambar. 2 Arsitektur HMM berdasarkan prinsip pengenalan suara

Berdasarkan Gambar 2, unsur HMM terletak pada blok *feature extraction* dimana setiap kata atau ucapan yang ditangkap, dikenali terlebih dulu sebelum diubah ke teks yang dikenali.

**B. Konsep Kerangka Pemikiran**

Tulisan dalam bentuk tinjauan kasus ini disusun menggunakan metode penelitian *Systematic Mapping*

*Study* karena metode ini sesuai dengan penelitian yang berbasis tinjauan kasus. Adapun konsep yang dibangun untuk memperoleh kesimpulan yang diinginkan, terdapat pada Gambar 3.



Gambar. 3 Konsep kerangka pemikiran

Langkah awal studi dilakukan melalui pemilihan referensi yang bersesuaian dengan topik pembahasan yakni ASR dan HMM. Ruang lingkup yang dibahas adalah berbagai macam kasus yang menggunakan HMM, termasuk pengembangannya. Referensi terpilih dikaji dan disimpulkan. Hasilnya berupa klasifikasi dari temuan sesuai topik. Diharapkan hasil tersebut menjadi informasi yang bermanfaat bagi pengguna dalam memahami kinerja, khususnya HMM.

**III. HASIL DAN ANALISIS**

HMM telah diterapkan pada bermacam- macam kasus. Tidak sedikit pula pengembangan dan modifikasi terhadap HMM dilakukan. Data uji umumnya diambil dari database yang disiapkan peneliti karena umumnya *speech recognizer* mempunyai kemampuan terbatas untuk mengenali kata yang diujikan. Berikut dijabarkan berbagai hasil penelitian yang menerapkan HMM dalam konsep ASR yang terangkum dalam Tabel 1 dan 2.

TABEL I  
HASIL PENELITIAN DAN ANALISIS BAGIAN I

Peneliti (a)	Judul (b)	Model (c)	Properti (d)
[2] A. S. Sunny	<i>Speech Recognition Menggunakan Algoritma Program Dinamis</i>	HMM-Dynamic Time Warping (HMM-DTW)	<i>Vocal Signal Analysis, teorema Faourier, Algoritma Dynamic Time Warping</i>
[3] C. P. Dalmiya, V. S. Dharun, and K. P. Rajesh	<i>An Efficient Method for Tamil Speech Recognition using MFCC and DTW for Mobile Applications</i>	<i>MelFrequency Cepstral Coefficients (MFCC)-DTW, Linier Predictive Coding-HMM (LPC-</i>	<i>Mel frequency Cepstral Coefficients, algoritma HMM</i>

Peneliti (a)	Judul (b)	HMM) Model (c)	Properti (d)
[4] G. Muhammad, Y. A. Alotaibi, and M. N. Huda	<i>Automatic Speech Recognition for Bangla Digits</i>	HMM	<i>Mel-frequency cepstral coefficients, HMM toolkit</i>
[6] A. Trivedi, N. Pant, P. Shah, S. Sonik, and S. Agrawal	<i>Speech to text and text to speech recognition systems-A review</i>	HMM-DTW.	Algoritma DTW, <i>Linear Predictive Coding, Mel-Frequency Cestrum Co-efficient</i>
[19] J. M. T. S., D. Puspitaningrum, and B. Susilo	Penerapan <i>Speech Recognition</i> Pada Permainan Teka-Teki Silang Menggunakan Metode <i>Hidden Markov Model (HMM)</i> Berbasis Desktop	HMM	<i>Feature extraction, LPC, pengukuran statistik maksimum atau tertingi</i>
[22] M. A. Menacer, O. Mella, D. Fohr, D. Jouvet, D. Langlois, and K. Smaili	<i>An enhanced automatic speech recognition system for Arabic</i>	DNN-HMM, GMM-HMM	<i>Kaldi toolkit, Auto-correction of Hamoza</i>
[23] A. H. Koosasi, R. Sarno, and A. Munif	Deteksi <i>Fraud</i> Menggunakan Metode Model Markov Tersembunyi pada Proses Bisnis	HMM, Algoritma <i>Baum-Welch</i> , Algoritma <i>Viterbi</i>	Alat ukur kualitas statistik seperti akurasi, presisi, sensitivitas ( <i>True Positive Rate</i> atau TPR) dan spesifisitas ( <i>True Negative Rate</i> atau TNR)
[24] N. Nguyen	<i>An Analysis and Implementation of the Hidden Markov Model to</i>	HMM	<i>Akaike information criterion (AIC), Bayesian information criterion (BIC)</i>

Peneliti (a)	Judul (b)	Model (c)	Properti (d)
	<i>Technology Stock Prediction</i>		
[25] J. Lemos, S. Patil, S. Save, and H. Pise	<i>Credit Card Fraud Detection Using Hidden Markov Model and Naïve Bayes</i>	HMM, <i>Naïve Bayes</i>	Jumlah transaksi, pengukuran statistik akurasi, rata-rata dan standar deviasi
[26] S. Bhende, K. Thakur, J. Teseng, M. L. Ali, and N. Wang	<i>Character Recognition Using Hidden Markov Models</i>	HMM	algoritms <i>Virtebi, Self Organizing Map</i>
[27] R. Alghamdi	<i>Hidden Markov Models (HMMs) and Security Applications</i>	HMM	Algoritma <i>Forward-Backward</i> , algoritma <i>Viterbi</i> , <i>accuracy measurement</i>
[28] D. Abdullah and R. Ramadhan	Implementasi Algoritma <i>Hidden Markov Model</i> Sebagai Pengenalan Perintah Suara Pada Aplikasi <i>Winamp</i>	HMM, <i>Linear Predictive Coding (LPC)</i>	Sinyal suara dari aplikasi <i>winamp</i> , instruksi perintah yang diuji
[29] A. Anisa, A. K. Jaya, and S. Sunarti	Analisis <i>Hidden Markov Model</i> untuk Segmentasi Barisan DNA	HMM, metode <i>Cluster Analysis</i>	<i>GenBank</i> , <i>Matlab</i>
[30] Q. Nada, C. Ridhuandi, P. Santoso, and D. Apriyanto	<i>Speech Recognition dengan Hidden Markov Model</i> untuk Pengenalan dan Pelafalan Huruf Hijaiyah	HMM, metode <i>Fast Fourier Transform (FFT)</i>	<i>Euclidean distance</i> , akurasi
[31] E. F. Yuwitani, B. Hidayat, and N. Andini	Implementasi Metode <i>Hidden Markov Model</i> Untuk Deteksi Tulisan	HMM, metode <i>Modified Direction Feature (MDF)</i>	<i>Database</i> tulisan tangan dalam bentuk format <i>JPG</i> , pengukuran <i>character error rate</i>

Peneliti (a)	Judul (b)	Model (c)	Properti (d)
[32] Y. Rosmansyah and R. R. A. Wicaksana	Perancangan Aplikasi Multimedia Dengan Menggunakan <i>Hidden Markov Model</i> Untuk Menentukan Gaya Belajar	HMM, metode <i>clustering</i> , <i>waterfall</i>	3D VLE ( <i>Moodle</i> , <i>SLOODLE</i> , dan <i>OpenSim</i> ), pengujian <i>whitebox</i> , algoritma <i>k-means</i>
[33] B. H. Prasetyo, W. Kurniawan, and M. H. H. Ichsan	Pengenalan Emosi Berdasarkan Suara Menggunakan HMM	HMM	Database suara dari rekaman film, alat ukur berupa akurasi dan waktu eksekusi
[34] B. Cong Giao, T. Hoai An, N. Thi Hong Anh, and H. Nhut Minh	<i>Hidden Markov Model for Recognition of Skeletal data-based hand movement gestures</i>	HMM	Algoritma <i>Principle Component Analysis</i> (PCA), data skeletal, kamera
[35] S. M. Mon and H. M. Tun	<i>Speech-To-Text Conversion (STT) System Using Hidden Markov Model (HMM)</i>	HMM	<i>Mel Frequency Cepstral Coefficients</i> (MFCC), Matlab
[36] D. Abdullah and C. I. Erliana	Aplikasi Pengenalan Ucapan Huruf Jepang Menggunakan <i>Hidden Markov Model</i> (HMM)	HMM	Database huruf konsonan Hiragana, metode statistik <i>mean</i> dan <i>transformasi Mellin</i>
[37] A. Jamaludin, A. F. Huda, and R. Sahyandari	Pengenalan Lafal Hukum Nun Mati Menggunakan <i>Hidden Markov Model</i>	HMM	<i>Mel Frequency Cepstral Coefficients</i> (MFCC), <i>Vector Quantization</i>

TABEL II  
HASIL PENELITIAN DAN ANALISIS BAGIAN 2

Peneliti (a)	Hasil (e)	Catatan (f)
[2] A. S. Sunny	Mengukur kesamaan antar dua sekuensial	Kompleksitas algoritma DTW tidak memuaskan

Peneliti (a)	Hasil (e)	Catatan (f)
	pada waktu dan kecepatan yang berbeda	untuk kamus atau kosa kata yang lebih banyak dan luas dan sulit mengevaluasi dua elemen dari dua sekuen yang berbeda waktu dan kecepatannya
[3] C. P. Dalmiya, V. S. Dharun, and K. P. Rajesh	Aplikasi Pengenalan bahasa Tamil melalui MFCC-DTW via aplikasi mobile. LPC-HMM digunakan sebagai pembandingan hasil pengujian dan MFCC-DTW lebih tepat dalam mengenali bahasa Tamil melalui aplikasi <i>mobile</i>	Tulisan ini tidak menginformasikan sumber bahasa Tamil yang diujikan. Penelitian satu arah, yakni pengenalan teks ke ucapan via aplikasi <i>mobile</i> . Penelitian masih dapat dikembangkan dari ucapan ke teks.
[4] G. Muhammad, Y. A. Alotaibi, and M. N. Huda	Mengenali bahasa Bangla dan jumlah digit setiap kata yang diucapkan	Belum dapat mendeteksi kata atau bahasa Bangla secara tepat karena adanya perbedaan pengucapan pria dan wanita. menyebabkan panjang digit kata yang dibaca sistem jadi berbeda.
[6] A. Trivedi, N. Pant, P. Shah, S. Sonik, and S. Agrawal	Mengubah <i>text-to-speech</i> (TTS) dan <i>speech-to-text</i> (STT) via <i>phone-calls</i> dan informasi tentang tipe <i>speech</i> , <i>speech recognition</i> , <i>speech to text conversion</i> , <i>text to speech conversion</i> and <i>speech translation</i>	Dibutuhkan referensi yang lebih banyak untuk melihat kinerja TTS dan STT pada media selain <i>phone-calls</i>
[19] J. M. T. S., D. Puspitaningrum, and B. Susilo	Aplikasi Pengenalan suara untuk permainan teka-teki silang pada desktop	Tingkat <i>noise</i> masih tinggi. Penelitian dapat dikembangkan pada aplikasi <i>mobile</i>
[22] M. A. Menacer, O. Mella, D. Fohr, D. Jouvret, D. Langlois, and K. Smaili	ASR untuk pengenalan bahasa Arab dengan <i>Modern Standard Arabic</i> . Sistem diukur dengan DNN-HMM model, <i>a 4-grams pruned LM</i> dan <i>a</i>	Kesulitan dalam melakukan <i>auto-correct</i> pada kata atau bahasa karena satu kata dalam bahasa Arab memiliki satu arti dan dapat berbeda arti apabila bertemu

	<i>lexicon of 95k words</i>	dengan huruf lain. <i>Auto-correct</i> juga sulit dilakukan karena kesalahan tulisan dan ejaan semantik
Peneliti (a)	Hasil (e)	Catatan (f)
[23] A. H. Koosasi, R. Sarno, and A. Munif	Menemukan berbagai <i>fraud</i> dalam proses bisnis dan mengklasifikasi berdasarkan penyimpangan yang terjadi.	Sejumlah <i>fraud</i> yang ditemukan menimbulkan keraguan. Perlu melakukan optimasi sensitivitas maupun spesifisitas deteksi, dengan variasi atribut yang lebih beragam, dan pemberian informasi masing-masing atribut secara jelas, menurut kelas riilnya
[24] N. Nguyen	Membuat prediksi harga untuk persediaan tiga trading media, yakni <i>google</i> , <i>apple</i> dan <i>facebook</i> berdasarkan data yang telah lalu	Penelitian ini dapat memperjelas dan menambah kriteria yang menjadi dasar prediksi harga. Penelitian dapat dikembangkan menggunakan HMM-DTW karena data uji yang berbentuk <i>time series</i> .
[25] J. Lemos, S. Patil, S. Save, and H. Pise	Mendeteksi adanya penipuan pada transaksi kartu kredit melalui beberapa kriteria informasi tentang kartu kredit dengan membandingkan HMM dan <i>Naïve Bayes</i>	Penelitian ini menggunakan simulasi data pemegang kartu kredit, bukan data yang sebenarnya sehingga hasil deteksi tidak dapat dikomparasi kebenarannya dengan data sebenarnya. Hasil penelitian lebih kepada memperlihatkan kinerja dua metode yakni HMM dan <i>Naïve Bayes</i> .
[26] S. Bhende, K. Thakur, J. Teseng, M. L. Ali, and N. Wang	Menghasilkan sebuah model untuk mendeteksi tulisan tangan secara berurut yang dimulai dari awal penulisan	Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode yang digunakan bekerja sangat lambat dalam mengenali tulisan tangan dan masih terdapat hasil perhitungan yang tidak <i>succulent</i> .

		Penelitian dapat dikembangkan dengan mengurangi dimensi dan fitur vector serta memberikan batas maksimum karakter yang dapat diujikan.
Peneliti (a)	Hasil (e)	Catatan (f)
[27] R. Alghamdi	Penelitian ini menghasilkan tinjauan tentang penerapan modifikasi HMM menggunakan set data yang <i>real-time</i> , contoh data pada <i>drilling system</i> berbeda	Akurasi hasil penelitian perlu ditingkatkan karena penggunaan sejumlah properti dapat mempengaruhi hasil perhitungan HMM
[28] D. Abdullah and R. Ramadhan	Penelitian ini menghasilkan sebuah aplikasi yang mengeksekusi fungsi aplikasi <i>winamp</i> menggunakan perintah suara. Normalisasi menggunakan metode <i>Linier Predictive Coding (LPC)</i> dan probabilitas suara dihitung dengan HMM	Hasil pengujian menunjukkan bahwa HMM dapat mengukur sinyal suara untuk menjalankan aplikasi <i>winamp</i> . Aplikasi ini masih dapat dikembangkan pada perintah suara yang lebih banyak.
[29] A. Anisa, A. K. Jaya, and S. Sunarti	Menghasilkan analisis segmentasi DNA manusia untuk mengidentifikasi dan memprediksikan pola kemunculan basa A, C, T, dan G dari sebuah DNA	Penelitian ini dapat membentuk segmentasi DNA menurut basa A, C, T, G namun nilai transisi yang dihasilkan tidak besar. Hal ini dapat disebabkan oleh peluang dan perulangan yang dilakukan. Peluang ini memungkinkan munculnya nilai transisi yang besar maupun kecil.
[30] Q. Nada, C. Ridhuandi, P. Santoso, and D. Apriyanto	Sebuah antar muka mesin berbasis suara untuk pelafalan huruf hijaiyah	Pengujian untuk huruf yang berbeda baru mencapai 50% lebih. Hal ini masih dapat ditingkatkan dengan menggunakan rumus jarak lainnya
[31] E. F. Yuwitaning, B.	Sebuah aplikasi pendeteksi tulisan tangan	Penelitian ini sebaiknya menampilkan

Hidayat, and N. Andini		beberapa contoh tulisan tangan sebagai data uji. Tulisan yang tumpang tindih dapat mempengaruhi nilai CER
<b>Peneliti (a)</b>	<b>Hasil (e)</b>	<b>Catatan (f)</b>
[32] Y. Rosmansyah and R. R. A. Wicaksana	Sebuah sistem penentuan gaya belajar siswa berdasarkan 3 <i>cluster</i> , yaitu <i>cluster</i> Visual, Auditori, dan Kinestetik	Sistem ini menghasilkan nilai deteksi yang belum memuaskan, yakni baru mencapai 60% lebih. Klasifikasi gaya belajar masih memungkinkan untuk dilakukan dengan tepat dengan memanfaatkan <i>web service</i> .
[33] B. H. Prasetyo, W. Kurniawan, and M. H. H. Ichsan	Menghasilkan sistem yang dapat mendeteksi tiga macam emosi, yakni marah, bahagia dan netral	Akurasi deteksi emosi sudah mencapai 80% lebih. Untuk emosi netral, masih sulit ditekasi. Ketepatan prediksi sangat ditentukan oleh kualitas suara yang menjadi input sistem ini. Suara yang berasal dari film memiliki noise yang sangat tinggi
[34] B. Cong Giao, T. Hoai An, N. Thi Hong Anh, and H. Nhut Minh	Sebuah aplikasi yang dapat mendeteksi gerakan tangan manusia secara otomatis dalam bentuk lima gerakan, yakni putaran kanan ke kiri, atas ke bawah, berputar, gerakan 4 arah dan gerakan 3 arah	Penelitian ini menghasilkan akurasi yang sangat tinggi yakni lebih dari 90% untuk semua gerakan.
[35] S. M. Mon and H. M. Tun	Menghasilkan sebuah aplikasi yang mengubah sinyal suara menjadi teks bagi anak tunarungu untuk kebutuhan bidang pendidikan	Aplikasi ini menghasilkan tingkat akurasi yang sangat tinggi, namun sebaiknya disertai dengan pengujian yang menggunakan data suara dan tampilan hasil dalam bentuk teks
[36] D. Abdullah	Penelitian ini menghasilkan	Pola ucapan yang diujikan cukup

and C. I. Erliana	sebuah aplikasi yang dapat mengenal ucapan huruf konsonan Hiragana melalui pola ucapan yang diucapkan oleh 10 orang	jasas. Penelitian ini dapat dikembangkan dengan menguji pola ucapan yang lebih banyak lagi untuk mendapatkan akurasi kinerja sistem.
<b>Peneliti (a)</b>	<b>Hasil (e)</b>	<b>Catatan (f)</b>
[37] A. Jamaludin, A. F. Huda, and R. Sahyandari	Mendeteksi lafal hukum nun mati dalam pembacaan ayat Al-Qur'an melalui lafal suara dari beberapa orang	Sistem ini tidak berhasil dalam mendeteksi lafal huruf nun mati dengan akurasi hanya sekitar 50%. Hal ini dapat disebabkan oleh pelafalan huruf nun mati yang belum sesuai dengan hukum tersebut, seperti panjang dan pendek saat pembacaan dan huruf yang menyambut nun mati. Sistem ini masih memungkinkan untuk diujikan kembali dengan menggunakan <i>database</i> yang benar

Tabel 1 dan 2 memperlihatkan hasil sebagian penelitian menggunakan HMM yang dijadikan referensi dalam tulisan ini. Berdasarkan analisis terhadap 21 penelitian yang dipilih, peneliti menilai bahwa HMM dapat diklasifikasikan ke dalam tiga bidang penerapan, seperti terdapat pada Tabel 3.

TABEL III  
BIDANG PENERAPAN HMM

Bidang	Penelitian (nomor)
Pendidikan	2, 3, 4, 22, 30, 32, 36, 37
Ekonomi	23, 25
Bisnis dan Industri	6, 19, 24, 26, 27, 28, 29, 31, 33, 34, 35

Penerapan HMM di bidang pendidikan lebih banyak mengarah pada pengenalan bahasa. HMM pada ekonomi digunakan untuk mendeteksi kecurangan perbankan, sedangkan bidang industri dan bisnis, HMM lebih ditujukan kepada aplikasi yang memiliki nilai komersil.

Untuk melihat tingkat keberhasilan eksekusi HMM, terdapat pada Tabel 4.

TABEL IV  
KLASIFIKASI HMM

Penerapan	Jumlah	Berhasil	Tingkat Keberhasilan
Pendidikan	8	4	50%
Ekonomi	2	2	100%
Bisnis dan Industri	11	9	81,82%
Total	21	15	71,43%

Berdasarkan Tabel 4, penerapan HMM pada bidang pendidikan serta bisnis dan industri, memiliki peluang yang besar untuk dikembangkan, sedangkan untuk penerapan HMM di bidang ekonomi memiliki tingkat keberhasilan yang sempurna. Secara keseluruhan, keberhasilan HMM dalam mendeteksi atau mengenali data mencapai 71,43%. Capaian tersebut dapat terus ditingkatkan melalui penelitian dalam bentuk prediksi dan klasifikasi. Hal ini juga membuktikan bahwa HMM merupakan bagian dari data *mining* dan *soft computing* [38] yang mudah dikembangkan ke semua bidang pekerjaan.

IV. KESIMPULAN

*Hidden Markov Model* (HMM) merupakan model *speech recognition* yang sangat fleksibel. Struktur yang komputasi memungkinkan perubahan nilai yang dapat disesuaikan dengan permasalahan. Kesesuaian faktor pendukung seperti kriteria masalah, ukuran data, jumlah data, jarak data, metode atau algoritma kombinasi, sangat menentukan ketepatan pengenalan data baik berupa suara, teks ataupun gambar oleh HMM. Hasil penelitian menunjukkan bahwa tidak semua kasus dapat diselesaikan dengan sempurna oleh HMM. Namun pengujian dengan HMM dalam tulisan ini memperlihatkan tingkat keberhasilan hingga 71,43%.

Pengukuran statistik sangat mendominasi analisis hasil HMM. Hal ini memungkinkan HMM dikembangkan ke arah kombinasi dengan metode klasifikasi dalam data *mining*. Klasifikasi memang sudah terbentuk, namun secara fundamental dan konsep, belum menghasilkan sebuah model yang sesuai. Tulisan ini diharapkan dapat memberikan dan menambah informasi tentang kinerja HMM secara luas untuk memudahkan pemahaman dan pengembangan penelitian di masa yang akan datang.

REFERENSI

[1] C. Vimala, "A Review on Speech Recognition Challenges and Approaches," *World Comput. Sci. Inf. Technol. J.*, vol. 2, no. 1, pp. 1–7, 2012.

[2] A. S. Sunny, "Speech Recognition Menggunakan Algoritma Program Dinamis," *Speech Recognition menggunakan Algoritma Program Dinamis*, p. 4, 2009.

[3] C. P. Dalmiya, V. S. Dharun, and K. P. Rajesh, "An efficient method for Tamil speech recognition using MFCC and DTW for mobile applications," in *2013 IEEE Conference on Information and Communication Technologies*, 2013, no. Ict, pp. 1263–1268, doi: 10.1109/CICT.2013.6558295.

[4] G. Muhammad, Y. A. Alotaibi, and M. N. Huda, "Automatic speech recognition for Bangla digits," in *ICCIT 2009 - Proceedings of 2009 12th International Conference on Computer and Information Technology*, 2009, no. Iccit, pp. 379–383, doi:

10.1109/ICCIT.2009.5407267.

[5] P. Bhardwaj and S. Debbarma, "A Study of Methods Involved In Voice Emotion Recognition," *Int. J. Adv. Res. Comput. Commun. Eng.*, vol. 3, no. 2, pp. 5517–5521, 2014.

[6] A. Trivedi, N. Pant, P. Shah, S. Sonik, and S. Agrawal, "Speech to text and text to speech recognition systems-Areview," *IOSR J. Comput. Eng.*, vol. 20, no. 2, pp. 36–43, 2018, doi: 10.9790/0661-2002013643.

[7] E. I. Yuwono and T. Antonio, "Studi Format Audio dan Teks Untuk Modul Speech to Text," *JISI*, vol. 1, no. 1, pp. 1–10, 2015.

[8] X. Yuan *et al.*, "CommanderSong: A Systematic Approach for Practical Adversarial Voice Recognition," in *Proceedings of the 27th USENIX Security Symposium*, 2018, pp. 1–17.

[9] M. K. Titsias, C. C. Holmes, and C. Yau, "Statistical Inference in Hidden Markov Models Using k-Segment Constraints," *J. Am. Stat. Assoc.*, vol. 111, no. 513, pp. 200–215, 2016, doi: 10.1080/01621459.2014.998762.

[10] F. De Wet, N. Kleynhans, D. Van Compernelle, and R. Sahraeian, "Speech recognition for under-resourced languages: Data sharing in hidden Markov model systems," *S. Afr. J. Sci.*, vol. 113, no. 1–2, pp. 1–9, 2017, doi: 10.17159/sajs.2017/20160038.

[11] N. W. Pratiwi, F. Fauziah, S. Andryana, and A. Gunaryati, "Deteksi Wajah Menggunakan Hidden Markov Model (HMM) Berbasis Matlab," *STRING (Satuan Tulisan Ris. dan Inov. Teknol.*, vol. 3, no. 1, pp. 44–49, 2018, doi: 10.30998/string.v3i1.2538.

[12] A. Y. Vadwala, K. A. Suthar, Y. A. Karmakar, and N. Pandya, "Survey paper on Different Speech Recognition Algorithm: Challenges and Techniques," *Int. J. Comput. Appl.*, vol. 175, no. 1, pp. 31–36, 2017, doi: 10.5120/ijca.2017915472.

[13] Y. Lucas *et al.*, "Multiple perspectives HMM-based feature engineering for credit card fraud detection," in *Proceedings of the ACM Symposium on Applied Computing*, 2019, vol. April, pp. 1359–1361, doi: 10.1145/3297280.3297586.

[14] A. T. Bon and N. Isah, "Hidden Markov Model and Forward-Backward Algorithm in Crude Oil Price Forecasting," in *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 2016, vol. 160, no. 1, pp. 1–6, doi: 10.1088/1757-899X/160/1/012067.

[15] S. W. Mamonto, Y. A. R. Langi, and A. J. Rindengan, "Penerapan Hidden Markov Model Pada Harga Saham," *JdC*, vol. 5, no. 1, pp. 35–41, 2016.

[16] K. Audhkhahi, O. Osoba, and B. Kosko, "Noisy hidden Markov models for speech recognition," in *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*, 2013, no. 2, pp. 2738–2743, doi: 10.1109/IJCNN.2013.6707088.

[17] S. Febriani, Harianto, and I. Puspasari, "ANALISIS THRESHOLD MENGGUNAKAN METODE HIDDEN MARKOV MODEL," *J. Control Netw. Syst.*, vol. 6, no. 2, pp. 197–206, 2017.

[18] Z. Ghahramani, "An Introduction to Hidden Markov Models and Bayesian Networks," *J. Pattern Recognit. Artif. Intell.*, vol. 15, no. 1, pp. 9–42, 2001.

[19] J. M. T. S., D. Puspitaningrum, and B. Susilo, "Penerapan Speech Recognition Pada Permainan Teka-Teki Silang Menggunakan Metode Hidden Markov Model (HMM) Berbasis Desktop," *J. Rekrusif*, vol. 4, no. 1, pp. 119–129, 2016.

[20] K. S. Saksamudre, P. P. Shrishrimal, and R. R. Deshmukh, "A Review on Different Approaches for Speech Recognition System," *Int. J. Comput. Appl.*, vol. 115, no. 22, pp. 23–28, 2015, doi: 10.5120/20284-2839.

[21] M. Gales and S. Young, "The application of hidden Markov Models in speech recognition," *Found. Trends Signal Process.*, vol. 1, no. 3, pp. 195–304, 2007, doi: 10.1561/20000000004.

[22] M. A. Menacer, O. Mella, D. Fohr, D. Jouvett, D. Langlois, and K. Smaili, "An enhanced automatic speech recognition system for Arabic," in *Proceedings of The Third Arabic Natural Language Processing Workshop (WANLP)*, 2017, pp. 157–165, doi: 10.18653/v1/w17-1319.

[23] A. H. Koosasi, R. Sarno, and A. Munif, "Deteksi Fraud Menggunakan Metode Model Markov Tersembunyi Pada Proses Bisnis," *J. Tek. ITS*, vol. 6, no. 1, pp. 24–28, 2017, doi: 10.12962/j23373539.v6i1.22328.

[24] N. Nguyen, "An Analysis and Implementation of the Hidden Markov Model to Technology Stock Prediction," *Risks*, vol. 5, no. 62, pp. 1–16, 2017, doi: 10.3390/risks5040062.

- [25] J. Lemos, S. Patil, S. Save, and H. Pise, "Credit card fraud detection using Hidden Markov Model and Naive Bayes," *IOSR J. Comput. Eng.*, vol. 21, no. 2, pp. 72–76, 2019, doi: 10.1109/TDSC.2007.70228.
- [26] S. Bhende, K. Thakur, J. Teseng, M. L. Ali, and N. Wang, "Character recognition using hidden markov models," *Int. J. Recent Technol. Eng.*, vol. 7, no. 4S2, pp. 105–110, 2018.
- [27] R. Alghamdi, "Hidden Markov Models (HMMs) and Security Applications," *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 7, no. 2, pp. 39–47, 2016, doi: 10.14569/ijacsa.2016.070205.
- [28] D. Abdullah and R. Ramadhan, "Implementasi Algoritma Hidden Markov Model Sebagai Pengenalan," *J. Pseudocode*, vol. III, no. 1, pp. 15–25, 2016.
- [29] A. Anisa, A. K. Jaya, and S. Sunarti, "Analisis Hidden Markov Model untuk Segmentasi Barisan DNA," *J. Mat. Stat. dan Komputasi*, vol. 13, no. 1, pp. 55–65, 2016, doi: 10.20956/JMSK.V13I1.3484.
- [30] Q. Nada, C. Ridhuandi, P. Santoso, and D. Apriyanto, "Speech Recognition dengan Hidden Markov Model untuk Pengenalan dan Pelafalan Huruf Hijaiyah," *J. Al-Azhar Indones. Seri Sains dan Teknol.*, vol. 5, no. 1, pp. 19–26, 2019.
- [31] E. F. Yuwitaning, B. Hidayat, and N. Andini, "Implementasi Metode Hidden Markov Model untuk Deteksi Tulisan Tangan," *e-Proceeding Eng.*, vol. 1, no. 1, pp. 396–402, 2014.
- [32] Y. Rosmansyah and R. R. A. Wicaksana, "Perancangan Aplikasi Multimedia Dengan Menggunakan Hidden Markov Model Untuk Menentukan Gaya Belajar," *J. Sositologi*, vol. 17, no. 2, pp. 305–315, 2018, doi: 10.5614/sostek.itbj.2018.17.2.12.
- [33] B. H. Prasetio, W. Kurmiawan, and M. H. H. Ichsan, "Pengenalan Emosi Berdasarkan Suara Menggunakan Algoritma HMM," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 4, no. 3, pp. 168–172, 2017, doi: 10.25126/jtiik.201743339.
- [34] B. Cong Giao, T. Hoai An, N. Thi Hong Anh, and H. Nhut Minh, "Hidden Markov Model for recognition of skeletal databased hand movement gestures," *EAI Endorsed Trans. Context. Syst. Appl.*, vol. 4, no. 14, pp. 1–10, 2018, doi: 10.4108/eai.18-6-2018.154819.
- [35] S. M. Mon and H. M. Tun, "Speech-To-Text Conversion ( STT ) System Using Hidden Markov Model ( HMM )," *Int. J. Sci. Technol. Res.*, vol. 4, no. 6, pp. 349–352, 2015.
- [36] D. Abdullah and C. I. Erliana, "Aplikasi Pengenalan Ucapan Huruf Jepang Menggunakan Hidden Markov Model (HMM)," *J. Inf. Syst. Informatics Comput.*, vol. 1, no. 1, pp. 21–32, 2017, doi: 10.3975/cagsb.2017.02.15.
- [37] A. Jamaludin, A. F. Huda, and R. Sahyandari, "Pengenalan Lafal Hukum Nun Mati Menggunakan Hidden Markov Model," *Log!K@*, vol. 6, no. 1, pp. 1–10, 2016.
- [38] L. R. Rabiner, "Tutorial on Hmm and Applications.Pdf," in *Proceedings of the IEEE*, 1989, vol. 77, pp. 257–286, doi: 10.1109/5.18626.