

Klasifikasi Keadaan Mata Berdasarkan Sinyal *Electroencephalography* (EEG) dengan Menggunakan *Hierarchical Temporal Memory*

Eye State Classification Based on Electroencephalography (EEG) Signal Using Hierarchical Temporal Memory

Guntur Virgenius¹, Jondri²

^{1,2}Prodi S1 Teknik Informatika, Fakultas Teknik Informatika, Universitas Telkom
¹gunturvirgenius@student.telkomuniversity.ac.id, ²jondri@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Keadaan mata (mata terbuka atau tertutup) menghasilkan sinyal otak dengan karakteristik dan nilai tertentu. Dengan metode dan instrumen khusus yaitu *electroencephalography* (EEG), kita dapat mengetahui aktivitas otak yang terjadi melalui nilai-nilai yang dihasilkan oleh tiap-tiap sensor EEG dan merekamnya untuk diolah dan dianalisis.

Dalam penelitian ini, penulis melakukan penelitian dengan membangun sistem yang akan melakukan klasifikasi keadaan mata berdasarkan nilai-nilai dari sinyal EEG dengan menggunakan *Hierarchical Temporal Memory* (HTM). Sistem HTM dapat digunakan untuk klasifikasi keadaan mata dan cocok untuk data dengan pola yang berubah-ubah secara teratur dan harmonis. Tingkat akurasi sistem HTM dalam melakukan klasifikasi dinilai cukup baik untuk pola data kronologis yang ditunjukkan dengan tingkat akurasi mencapai 87,65%. Parameter jumlah kolom dan bits aktif juga berpengaruh terhadap nilai akurasi. HTM kurang cocok untuk mengklasifikasikan data yang polanya acak karena sifat dari HTM yang memerlukan konteks berurutan dari sebuah data yang terdahulu untuk mengklasifikasi data yang dihadapi, terlihat dari pengujian menggunakan data acak, akurasi terbaiknya hanya 52,19%. Data sinyal EEG diperoleh dari UC Irvine Machine Learning Repository.

Kata kunci : klasifikasi, EEG, keadaan mata, *Hierarchical Temporal Memory*

Abstract

Eye state (eyes open or closed) produces brain signals with certain characteristics and values. With the special methods and instruments of *electroencephalography* (EEG), we can know the brain activity that occurs through the values produced by each EEG sensor and record it for processing and analysis.

In this research, the authors do research by building a system that will perform eye classification based on the values of the EEG signal by using *Hierarchical Temporal Memory* (HTM). The HTM system can be used for eye state classification and is suitable for data with regularly and harmoniously changing patterns. The accuracy of the HTM system in classification is considered good enough for the chronological data pattern shown with the accuracy of 87.65%. The parameter of the number of active columns and bits also affects the accuracy value. HTM is less suitable for classifying random data because of the nature of HTM requiring sequential contexts from an earlier data to classify the data encountered, as seen from the tests using random data, the best accuracy is only 52.19%. EEG signal data is obtained from UC Irvine Machine Learning Repository.

Keywords: classification, EEG, eye state, *Hierarchical Temporal Memory*

1. Pendahuluan

Ketika manusia melakukan sebuah aktivitas seperti mengedipkan mata, otak juga beraktivitas, merespon, dan menghasilkan brainwave atau sinyal otak. Keadaan mata yakni terbuka atau tertutup juga menghasilkan sinyal otak dengan karakteristik dan nilai tertentu. Sinyal otak muncul ketika neuron aktif bekerja di dalam otak dan mengakibatkan adanya aktivitas elektrik. Aktivitas elektrik inilah yang membangun sinyal otak tersebut. Salah satu cara untuk mendeteksi dan merekam sinyal otak yang disebabkan oleh aktivitas neuron pada otak manusia adalah *Electroencephalography* (EEG). Pengukuran aktivitas otak dengan EEG memberikan banyak keuntungan untuk berbagai aplikasi khususnya yang membutuhkan inputan dari manusia. Sebagai contoh, rangsangan otak dapat digunakan sebagai inputan untuk permainan komputer, untuk melacak emosi seseorang, digunakan difabel untuk mengendalikan peralatan, dan untuk keperluan militer. Untuk dua contoh terakhir membutuhkan deteksi

rangsangan otak yang akurat untuk menghindari kesalahan. Oleh karena itu penting untuk menentukan rangsangan tertentu yang bisa dideteksi dengan akurasi yang memadai. [1]

Beberapa penelitian telah menyelidiki perbedaan antara dua keadaan mata (apakah mata terbuka atau tertutup) dan dapat disimpulkan bahwa “perbedaan terbesar dari dua status mata adalah kekuatan pada saat mata tertutup lebih tinggi dari pada saat mata terbuka”. Namun, studi tersebut tidak menyelidiki lebih jauh bagaimana menggunakan kekuatan tersebut sebagai fitur untuk memprediksi status mata. Penelitian lainnya menyelidiki bagaimana cara melacak mata yang berkedip (perubahan status mata) berdasarkan dari inputan sinyal EEG. Sayangnya, studi yang dilakukan terbatas pada sebuah algoritma saja yaitu jaringan syaraf tiruan dan menghasilkan performansi yang sangat buruk. [1]

Hal inilah yang menjadi dasar bagi penulis untuk mencoba membangun sebuah sistem yang akan mengklasifikasikan keadaan mata berdasarkan data sinyal EEG dengan menggunakan Hierarchical Temporal Memory (HTM) dan menganalisis performansinya. HTM sendiri merupakan sebuah metode yang berdasarkan mekanisme biologis dari neokorteks. [2] HTM terbukti sukses diimplementasikan untuk kasus seperti klasifikasi gambar dan prediksi saham. [3] [4] Diharapkan sistem klasifikasi yang dibangun menghasilkan performansi yang lebih baik.

2. Tinjauan Pustaka

2.1 Hierarchical Temporal Memory (HTM)

Hierarchical Temporal Memory (HTM), yang diilhami dari cara kerja otak, [5] merupakan algoritma yang didasarkan pada mekanisme biologis bagian otak yang disebut neokorteks. Tujuan dari HTM adalah untuk mencapai pencocokan pola dan prediksi kemampuan yang sama seperti neokorteks. [2]

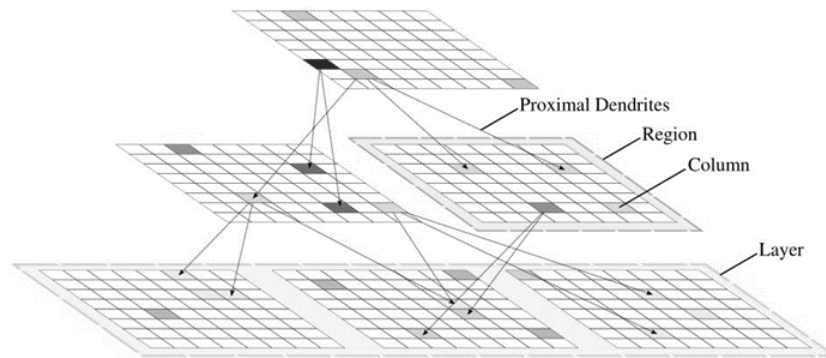
HTM menggabungkan tiga fitur menonjol dari neokorteks. Pertama, pikirkan neokorteks sebagai sistem “memori”. Neokorteks harus mempelajari struktur lingkungan dan sekitarnya dari pola sensorik yang kemudian dikirim otak. Setiap neuron belajar dengan membentuk koneksi, dan setiap bagian neokorteks dipahami sebagai jenis sistem memori. Kedua, memori dalam neokorteks merupakan pola memori yang berubah seiring berjalannya waktu, atau bersifat “sementara”. Masukan dan keluaran neokorteks terus berubah, biasanya dapat berganti beberapa kali tiap detik. Setiap wilayah neokorteks mempelajari model berbasis waktu dari inputnya, belajar untuk memprediksi perubahan arus input, dan ia belajar memutar ulang urutan perintah. Dan terakhir, bagian neokorteks terhubung dalam logika “hierarki”. Karena semua wilayah neokorteks melakukan operasi memori dasar yang sama, pemahaman detail terhadap suatu wilayah neokorteks membawa kita untuk memahami bagaimana wilayah neokorteks lainnya bekerja. Ketiga fitur ini, “hierarki”, “sementara”, dan “memori”, bukan hanya sesuatu yang esensial dari sistem cerdas, namun dapat mewakili sebagai pendekatan keseluruhan sistem cerdas. [2]

Selain menyerap fitur-tifur yang menonjol dari neokorteks, HTM memiliki beberapa prinsip tambahan yaitu *Encoder* yang mengubah beberapa macam tipe data, seperti angka, waktu, suhu, gambar, mau pun lokasi koordinat GPS, menjadi bentuk SDRs. Pembelajaran secara berkelanjutan atau biasa disebut dalam istilah bahasa Inggris *On-line learning* yang apabila terjadi perubahan dari input maka memori dari sistem HTM akan diperbarui. Bentuk representasi *Sparse Distributed Representations* dan terakhir algoritma belajar yang dinamakan *Temporal Memory*.

2.1.1 *Sparse Distributed Representations* (SDRs)

Representasi yang digunakan dalam teori HTM disebut *Sparse Distributed Representations*, atau SDRs. SDRs adalah vektor dengan ribuan bit. Pada setiap titik waktu, terdapat sebagian kecil dari bit ‘1’ dan sisanya adalah bit ‘0’. Teori HTM menjelaskan mengapa penting untuk selalu ada jumlah minimum bit 1 yang terdistribusi di SDRs, dan juga mengapa persentase bit 1 harus rendah, biasanya kurang dari 2%. [6]

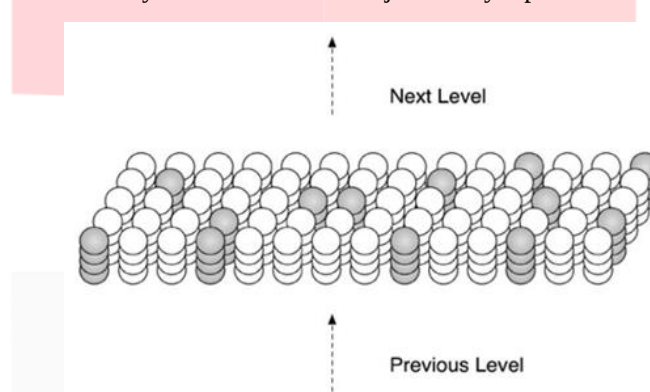
Bit dalam SDRs sesuai dengan neuron di neokorteks pada otak, bit 1 sebagai neuron yang relatif aktif dan 0 menjadi neuron yang relatif tidak aktif. Properti SDRs yang paling penting adalah masing-masing bit memiliki makna. Oleh karena itu, kumpulan bit aktif dalam representasi tertentu mengkodekan kumpulan atribut semantik dari apa yang diwakili. Pembentukan SDRs ditangani oleh algoritma *Spatial Pooling* (SP). Bit tidak diberi label (artinya, bit tidak memberi makna), namun makna semantik bit dipelajari. Jika dua SDRs memiliki bit aktif di lokasi yang sama, maka mereka membagi atribut semantik yang ditunjukkan oleh bit tersebut. Dengan menilik bit yang saling tumpang tindih antara dua SDRs (bit 1 yang sama yang ada di kedua SDRs), kita dapat langsung melihat bagaimana dua representasi serupa secara semantik dan juga bagaimana perbedaannya secara semantik. Karena sifat saling tumpang tindih semantik ini, sistem berbasis SDRs secara otomatis menggeneralisasi berdasarkan kesamaan semantik. Ilustrasi SDRs dapat dilihat pada gambar 2.1.



Gambar 2.1 Ilustrasi SDRs

2.1.2 Algoritma Temporal Memory (TM)

Pada HTM, urutan “memori” diimplementasikan oleh algoritma Temporal Memory (TM). [7] [8] Algoritma ini mempelajari urutan dari SDRs yang telah dibentuk dan membuat prediksi tentang apa yang akan dilakukan oleh SDRs masukan berikutnya. Gambar 2.2 menunjukkan layer pada TM.



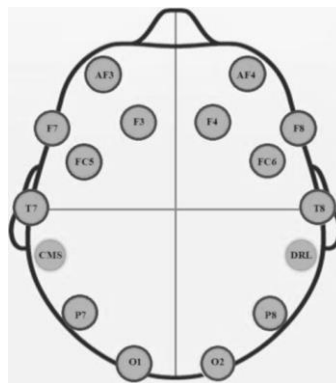
Gambar 2.2 Gambaran dari sebagian kecil layer TM

Algoritma TM melakukan dua hal, mempelajari urutan dari SDRs yang telah dibentuk dan membuat prediksi. Secara spesifik, langkah algoritma TM sebagai berikut:

1. Membentuk representasi masukan SDRs yang merujuk pada konteks sementara masukan sebelumnya.
2. Menghasilkan prediksi berdasarkan input saat ini dalam konteks input sebelumnya.

2.2 Electroencephalography (EEG)

Electroencephalography (EEG) merupakan suatu kegiatan untuk merekam aktivitas elektrik spontan dari neuron yang terdapat dalam otak selama periode tertentu. Neuron akan menghasilkan aktivitas elektrik ketika mereka aktif. [9] Aliran elektrik ini dapat diukur di luar tengkorak dan dilakukan dengan menggunakan alat yang disebut Electroencephalogram. Penggunaan alat EEG dilakukan dengan cara menempelkan elektroda EEG ke bagian-bagian tertentu di kepala seperti yang ditunjukkan oleh gambar 2.3, disesuaikan pada tujuannya.



Gambar 2.3 Gambaran letak sensor EEG pada kepala

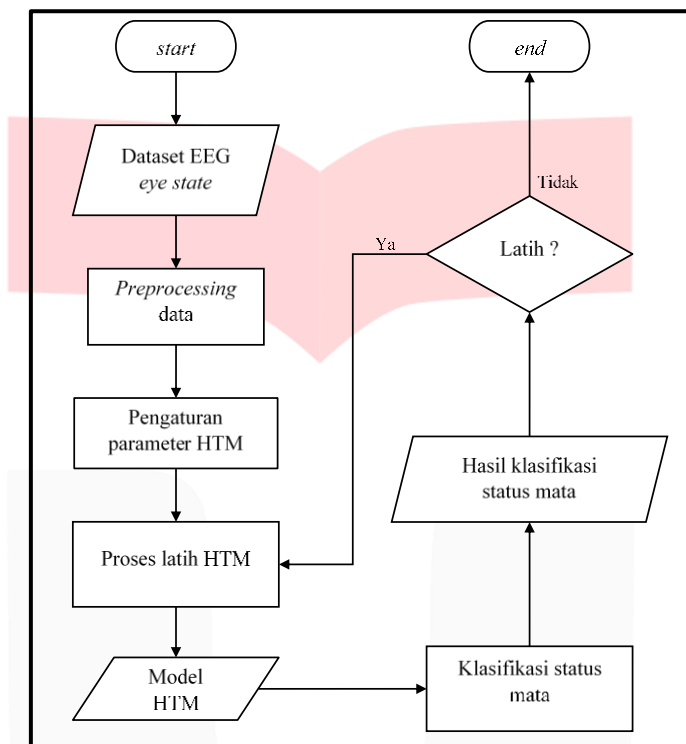
Aktivitas elektrik dideteksi oleh alat EEG dalam satuan mikrovolt, lalu data yang direkam dalam bentuk analog tersebut diubah menjadi data digital menggunakan A/D converter pada alat EEG agar dapat diproses dan diolah oleh komputer. [10]

3. Perancangan sistem

3.1 Gambaran umum sistem

Sistem klasifikasi status mata berdasarkan data EEG dibangun dengan mengimplementasikan HTM dengan inputan nilai-nilai dari sinyal otak yang didapat melalui EEG berjumlah 15 atribut. Sistem akan menerima inputan kemudian melakukan proses learning sehingga dapat melakukan klasifikasi sesuai dengan keadaan mata.

Secara garis besar, sistem klasifikasi status mata berdasarkan data sinyal EEG dengan menggunakan HTM dapat dilihat pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Diagram alir sistem secara umum

3.2 Data set

Data yang diuji adalah data EEG eye state. Data EEG terdiri dari 14977 contoh data kronologis dengan masing-masing memiliki 15 atribut (14 atribut yang menunjukkan nilai numerik yang didapat dari elektroda sensor dan sebuah atribut yang menunjukkan status mata). Contoh-contoh disimpan dalam dataset terurut secara kronologis. Sebanyak 8255 (55,12%) contoh dari dataset menunjukkan status mata terbuka dan 6722 (44,88%) contoh menunjukkan status mata tertutup. Data set domain publik ini diunduh dari UC Irvine Machine Learning Repository melalui tautan <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/EEG+Eye+State>.

3.3 Parameter performansi

Untuk mengukur tingkat performansi dari sistem klasifikasi yang dibangun adalah menggunakan akurasi. Semakin tinggi nilai akurasi maka performansi sistem semakin baik, berlaku juga sebaliknya. Untuk menghitung nilai akurasi dari sistem menggunakan persamaan:

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Jumlah klasifikasi yang benar}}{\text{Jumlah klasifikasi yang benar} + \text{Jumlah klasifikasi yang salah}} * 100\%$$

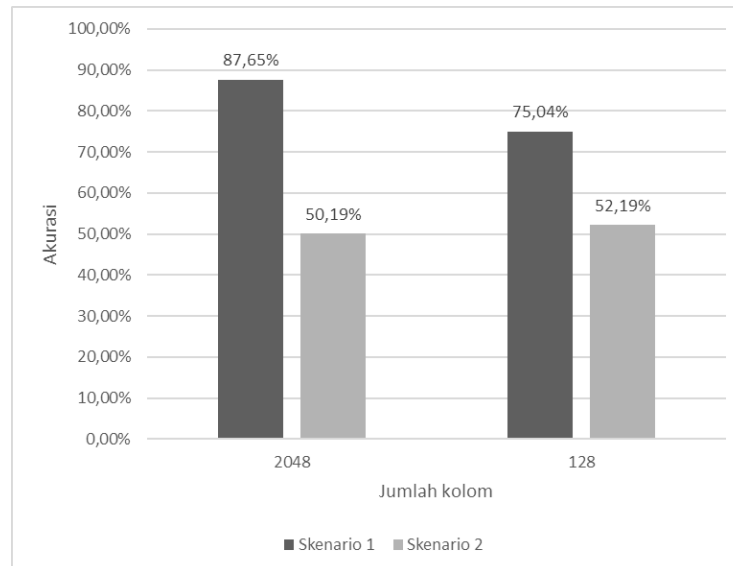
(3.1)

4. Pengujian dan analisis

Pengujian dilakukan untuk mengetahui pengaruh parameter jumlah kolom dan bit aktif SDRs pada algoritma SP di HTM terhadap akurasi sistem, pengaruh pola data terhadap akurasi sistem serta laju perubahan akurasi sistem saat pembelajaran secara berkelanjutan.

4.1 Analisis Pengaruh Parameter Jumlah Kolom Dan Bit Aktif SDRs Pada Algoritma SP Di HTM Terhadap Akurasi Sistem

Dari hasil pengujian yang telah dilakukan, dapat dilihat bahwa jumlah kolom dan bit aktif SDRs merupakan parameter yang berpengaruh dalam sistem HTM, semakin besar jumlah kolom semakin besar pula ruang solusi yang dapat dihasilkan. Gambar 4.1 menunjukkan nilai akurasi di setiap jumlah kolom yang diuji ke dalam 2 data.



Gambar 4.1 Pengaruh jumlah kolom terhadap akurasi

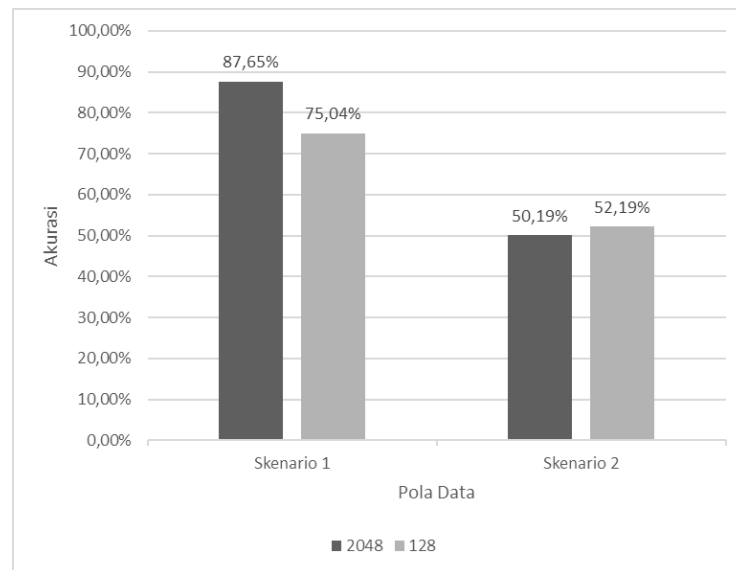
Dari gambar 4.1 bisa diambil kesimpulan dari masing-masing kasus:

- Pada skenario 1, nilai akurasi mengalami peningkatan jika jumlah kolom bertambah dari 128 menjadi 2048.
- Pada skenario 2, nilai akurasi tidak terlihat perbedaan/selisih signifikan.

Dari penjelasan di atas dapat diambil kesimpulan bahwa semakin besar jumlah kolom dan bit aktif maka nilai akurasi semakin tinggi. Peningkatan tersebut disebabkan jumlah kolom berpengaruh dalam ruang solusi yang disediakan, semakin besar jumlah kolom semakin besar pula ruang solusi yang disediakan. Namun perlu diperhatikan bahwa data yang berpola acak tidak berpengaruh pada jumlah kolom dan bit aktif.

4.2 Analisis Pengaruh Pola Data Terhadap Akurasi Sistem

Dari hasil pengujian yang telah dilakukan, dapat dilihat bahwa pola data turut berpengaruh dalam sistem HTM, semakin baik pola data semakin besar pula peluang untuk mengklasifikasikan keadaan mata pada kelas yang sesuai. Gambar 4.2 menunjukkan nilai akurasi di setiap skenario pengujian.

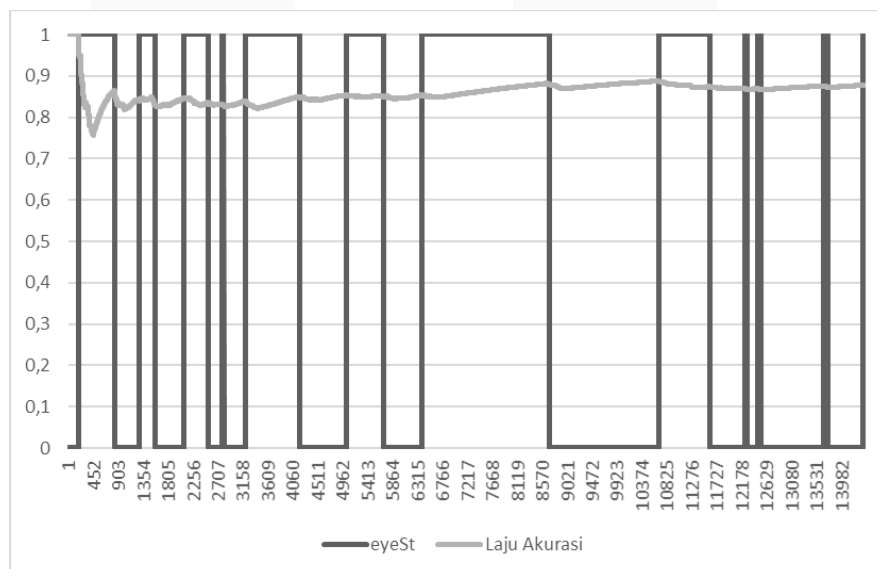


Gambar 4.2 Pengaruh pola data terhadap akurasi

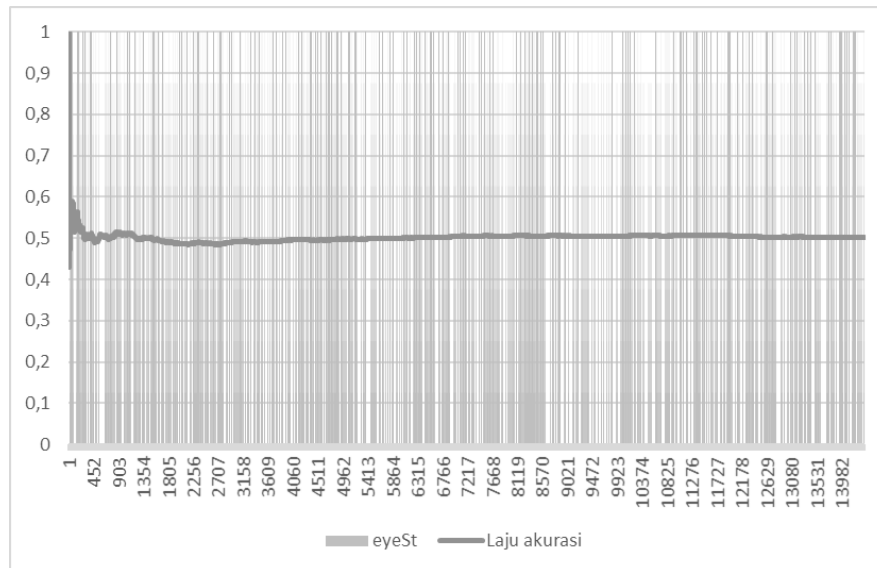
Secara keseluruhan akurasi terbaik dihasilkan melalui pola data kronologis yang pola datanya membentuk keteraturan kondisi keadaan mata terbuka atau tertutup. Hal ini sesuai dengan prinsip HTM yang bergantung pada data yang membentuk pola berurutan secara alami, bukan acak.

4.3 Analisis Laju Perubahan Akurasi Sistem Saat Pembelajaran Secara Berkelanjutan

Dari hasil pengujian yang telah dilakukan, kita dapat mengobservasi perubahan nilai akurasi saat sistem HTM melakukan pembelajaran secara berkelanjutan. Pada pola data kronologis, saat sistem melakukan pembelajaran secara berkelanjutan, nilai akurasi menurun drastis saat keadaan mata berubah pertama kalinya. Akan tetapi setelah beberapa lama mengenali pola pada data, nilai akurasi dari sistem beranjak naik dan stabil. Nilai akurasi cenderung menurun ketika terdapat perubahan pola seperti terlihat pada gambar 4.3.



Gambar 4.3 Laju akurasi pada data kronologis



Gambar 4.4 Laju akurasi pada data acak

Berbeda dengan data kronologis, data acak tidak memiliki pola tertentu untuk dipelajari sistem. Hal ini menyebabkan susahnya sistem untuk mengklasifikasi keadaan mata karena urutan pola yang tidak teratur. Dilihat pada gambar 4.4, laju akurasi menurun drastis saat sistem melakukan pembelajaran secara berkelanjutan pada fase awal. Nilai akurasi turun hingga kurang dari 45%. Akan tetapi setelah selang beberapa data, akurasi sistem menjadi stabil dikisaran 50%.

5. Kesimpulan dan Saran

5.1 Kesimpulan

Kesimpulan yang dapat diambil setelah melakukan perancangan, implementasi, pengujian, dan analisis pada penelitian ini adalah:

1. Sistem HTM dapat digunakan untuk klasifikasi keadaan mata berdasarkan sinyal EEG dan cocok untuk data dengan pola yang berubah-ubah secara teratur dan harmonis.
2. Tingkat akurasi sistem HTM dalam melakukan klasifikasi dinilai cukup baik untuk pola data kronologis yang ditunjukkan dengan tingkat akurasi mencapai 87,65%. Parameter jumlah kolom dan bits aktif juga berpengaruh terhadap nilai akurasi.
3. HTM kurang cocok untuk mengklasifikasikan data yang polanya acak karena sifat dari HTM yang memerlukan konteks berurutan dari sebuah data yang terdahulu untuk mengklasifikasi data yang dihadapi, terlihat dari pengujian menggunakan data acak, akurasi terbaiknya hanya 52,19% saja.
4. Sistem HTM dapat langsung mengklasifikasikan data sejak pertama akan tetapi mempunyai kecenderungan nilai akurasi yang menurun saat fase awal karena masih mengenali pola data. Seiring dengan proses pembelajaran, tingkat akurasi sistem akan meningkat dan menjadi stabil.

5.2 Saran

Saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut:

1. Melakukan penelitian klasifikasi keadaan mata dengan metode lain atau pengembangan dari sistem HTM agar dapat dibandingkan performansi sistem yang dihasilkan.
2. Melakukan penelitian pengaruh dari tiap-tiap parameter yang terdapat pada sistem HTM.
3. Melakukan penelitian terhadap sistem HTM untuk menangani kasus-kasus lain yang ada.

Daftar Pustaka

- [1] P. Agrawal dan S. Franklin, "Multi-layer Cortical Learning Algorithms," *Computational Intelligence, Cognitive Algorithms, Mind, and Brain (CCMB)*, 2014 IEEE Symposium on, pp. 141 - 147, 2014.
- [2] S. Ahmad dan J. Hawkins, "Properties of Sparse Distributed Representations and their Application to Hierarchical Temporal Memory," 2015.

- [3] P. Gabrielsson, R. König dan U. Johansson, "Hierarchical Temporal Memory-Based Algorithmic Trading of Financial Markets," *Computational Intelligence for Financial Engineering & Economics (CIFEr), 2012 IEEE Conference on*, pp. 1 - 8, 2012.
- [4] M. Galetzka, "Intelligent Predictions: an empirical study of the Cortical Learning Algorithm," 2014.
- [5] J. Hawkins, S. Ahmad dan D. Dubinsky, "Hierarchical Temporal Memory including HTM Cortical Learning Algorithms," Numenta Inc, Redwood City, 2011.
- [6] J. Hawkins dan S. Blakeslee, *On Intelligence*, Jakarta: PT Bhuana Ilmu Populer, 2009.
- [7] E. Niedermeyer dan F. L. d. Silva, *Electroencephalography: Basic Principles, Clinical Applications, and Related Fields*, Philadelphia: Lippincott Williams & Wilkins, 2005.
- [8] O. Roesler, L. Bader, J. Forster, Y. Hayashi, S. Heßler dan D. Suendermann-Oeft, "Comparison of EEG Devices for Eye State Classification," dalam *Proc. of AIHLS 2014, International Conference on Applied Informatics for Health and Life Sciences*, Kusadasi, Turkey, 2014.
- [9] O. Rosler dan D. Suendermann, "A First Step towards Eye State Prediction Using EEG," dalam *Proc. of the AIHLS 2013, International Conference on Applied Informatics for Health and Life Sciences*, Istanbul, Turkey, 2013.
- [10] W. Zhuo, Z. Cao, Y. Qin, Z. Yu dan Y. Xiao, "Image classification using HTM cortical learning algorithms," *Pattern Recognition (ICPR), 2012 21st International Conference on*, pp. 2452-2455, 2012.

