

PERBANDINGAN IDENTIFIKASI TANDA TANGAN OFFLINE MENGUNAKAN BACKPROPAGATION BERDASARKAN *LEARNING RATE*

Rosalia Arum Kumalasanti¹, Renna Ariyana Yanwastika²

^{1,2}Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknik Industri, Institut Sains & Teknologi AKPRIND Yogyakarta
Jl. Kalisahak no 28, Balapan 55222 Telp 0274 563029
Email: rosaliaarum@akprind.ac.id

Abstrak

Era modern telah banyak merubah pola kehidupan masyarakat mulai dari komunikasi hingga transaksi. Transaksi di era modern ini telah beranjak dari transaksi offline menjadi transaksi online walaupun masih ada beberapa transaksi offline yang dipertahankan. Transaksi offline yang masih dipertahankan hingga saat ini merupakan transaksi yang melibatkan verifikasi keabsahan di dalamnya. Salah satu verifikasi keabsahan yang hingga saat ini digunakan adalah tanda tangan. Tanda tangan sering digunakan sebagai bukti keabsahan suatu berkas atau dokumen penting. Menilik dari kepentingan tanda tangan tersebut, maka besar kemungkinan tanda tangan dapat pula dimanfaatkan oleh oknum yang tidak bertanggung jawab untuk memalsukan dokumen dengan memberikan tanda tangan palsu.

Pada penelitian ini akan dibahas mengenai pentingnya memberikan keamanan pada tanda tangan sebagai bukti keabsahan. Identifikasi tanda tangan menjadi pilihan untuk memberikan keamanan biometric berupa tanda tangan sesuai kepemilikannya. Proses identifikasi ini terdiri dari dua bagian utama yaitu fase pelatihan dan fase pengujian. Fase pelatihan ini citra tanda tangan akan dikenai beberapa proses yaitu threshold, alihragam wavelet, kemudian akan dilatih dengan menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan (JST) Backpropagation. Masuk pada fase pengujian memiliki proses yang sama seperti pada fase pelatihan namun pada akhir proses akan dilakukan perbandingan antara citra input dengan citra uji. Akurasi yang optimal dapat dimaksimalkan pada pemilihan parameter dan juga learning rate. JST dapat bekerja optimal apabila dilatih dengan menggunakan data input yang sudah disesuaikan pada saat simulasi. Parameter dan learning rate disini menjadi hal yang penting dalam mencapai akurasi yang optimal. Learning rate berhubungan langsung dengan beban komputasi yang akan berdampak dengan kecepatan pemrosesan pelatihan dan pengujian citra. Ukuran citra yang digunakan adalah 256x256 piksel dan teknik-teknik yang digunakan diharapkan dapat mendukung pencapaian akurasi pada verifikasi tanda tangan dengan optimal

Kata kunci: *tanda tangan; backpropagation; learning rate, JST*

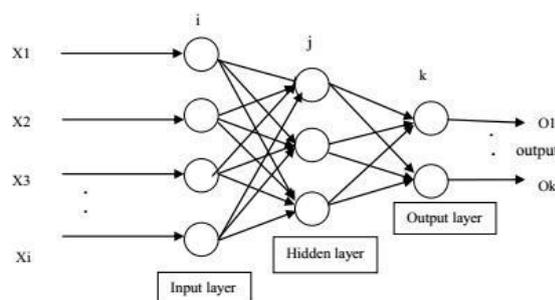
Pendahuluan

Kehidupan manusia di era modern ini hampir setiap hari tidak lepas dari kegiatan transaksi. Transaksi yang dilakukan bias berupa transaksi offline maupun online karena tergantung dari media transaksi yang digunakan. Kebiasaan masyarakat dalam bertransaksi tidak akan lepas dari keabsahan data di dalamnya. Identitas diri menjadi hal yang penting dalam kegiatan ini karena masyarakat membutuhkan data yang valid. Salah satu identitas diri yang sangat penting keberadaannya adalah tanda tangan. Kemajuan teknologi hingga saat ini tidak merubah kebutuhan seseorang untuk tetap menjadikan tanda tangan sebagai verifikasi sah pada suatu dokumen. Tanda tangan menjadi tanda kepemilikan dan tanda keabsahan yang masih digunakan untuk verifikasi yang sebenarnya sudah dapat diakomodir dengan menggunakan alat elektronik seperti *QR Code*, *fingerprint* atau *face recognition*. Pentingnya tanda tangan dalam memberikan nilai keabsahan ini kemudian dimanfaatkan oleh beberapa oknum dengan memalsukan tanda tangan untuk kepentingan pribadi. Pemalsuan tanda tangan ini tentu saja merugikan banyak pihak karena dokumen tersebut tidak benar-benar di verifikasi oleh pihak terkait. Tentu saja hal ini akan memberikan dampak negatif bagi siapapun, baik oknum pemalsu tanda tangan ataupun penerima dokumen tanda tangan palsu tersebut. Menurut berita yang dipublikasikan oleh Tempo (2014) mengungkapkan bahwa sejak Februari hingga April, BKN kebanjiran aduan kasus pemalsuan dokumen honorer K2. Aduan tersebut dikirim dari 57 Kabupaten / Kota di 24 provinsi. Diperkirakan sekitar 20% dari 165.251 honorer yang lulus tes telah melakukan pemalsuan data salah satunya adalah

tanda tangan. Jumlah tersebut bukanlah jumlah yang sedikit sehingga perlu adanya tindakan tegas untuk menanggulangi tindak kecurangan tersebut. Penelitian yang akan dibangun diharapkan dapat memberikan solusi untuk tindak kecurangan tanda tangan yang telah dipaparkan di atas. Pengenalan pola tanda tangan *offline* menggunakan metode *backpropagation* dengan *learning rate* diharapkan dapat memberikan solusi dari masalah tersebut. Penelitian ini mencakup dua fase yang meliputi fase pelatihan dan pengujian. Fase pelatihan ini melibatkan sistem yang akan dipelajari sesuai dengan pola tanda tangan sehingga karakter tanda tangan dapat diketahui dan dikenali. Citra hasil pelatihan tersebut kemudian akan disimpan di *data store*. Selanjutnya pada fase pengujian, sistem akan membandingkan citra uji dengan citra yang sudah disimpan pada *data store* sehingga diperoleh akurasi dari hasil perbandingan antar citra tersebut.

Bahan dan Metode

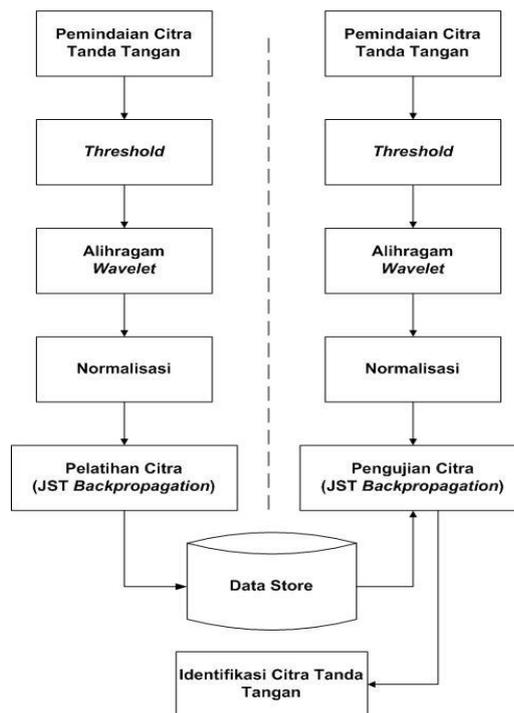
Perkembangan teknologi saat ini membuat kebutuhan manusia menjadi lebih dinamis. Dinamika tersebut akhirnya menuntut segala sesuatu serba instan hingga akhirnya mengabaikan proses atau prosedur yang ada. Tanda tangan menjadi hal yang sangat sensitif apabila tidak digunakan dengan semestinya, oleh sebab itu identitas diri ini sangatlah perlu untuk diproteksi. Sebagai sumber keabsahan, maka mulai banyak dilakukan penelitian untuk memberikan solusi bagi keamanan tanda tangan. Pengenalan pola tanda tangan seseorang memiliki keunikan tersendiri dan bisa dikatakan tiap individu memiliki coretan yang berbeda, oleh sebab itu hal ini menjadi karakter kuat untuk dilakukan penelitian lebih lanjut. Tanda tangan merupakan tanda kepemilikan yang memang secara fisiologis menjadi ciri khas setiap individu dan penelitian ini disebut sebagai ilmu *biometric*. *Biometric* merupakan ilmu *automatic recognition of individual* yang tergantung pada fisiologis dan perilaku suatu atribut (Kumar, et al., 2010). Menurut (Kumar, 2011), jika dilihat dari alat input data yang digunakan, maka terdapat dua kelas dari sistem verifikasi tanda tangan, yaitu *online* (Dynamic) system dan *offline* (Static) sistem. Identifikasi citra tanda tangan ini dilaksanakan pada penggunaan pengolahan citra pada komputer dan teknik pengenalan pola untuk memecahkan berbagai jenis masalah yang ditemui pada *preprocessing*. Pengenalan pola adalah cabang ilmu yang berkembang khususnya dalam klasifikasi pengenalan objek yang tidak diketahui sehingga dalam hal ini bertujuan untuk menetapkan salah satu dari serangkaian kemungkinan (Verma & Goel, 2011). Berbagai algoritma banyak ditawarkan di dunia pengolahan citra karena berbeda kasus, berbeda pula teknik dan algoritma yang digunakan. Identifikasi tanda tangan citra ini menggunakan *backpropagation* yang memanfaatkan *error output* untuk mengubah nilai-nilai bobot pada arah mundur namun untuk mendapatkan *error* tersebut haruslah terlebih dahulu melakukan tahap perambatan maju. Siklus algoritma *backpropagation* melalui dua tahap yang berbeda yaitu tahap *forward pass* yang diikuti *backward pass* melalui dua lapisan jaringan dan dua tahap tersebut dikenai pelatihan data (Ganatra, et al., 2011). *Backpropagation* termasuk algoritma terbimbing karena hasil dan tujuannya telah ditetapkan sebelumnya. Diawali dengan input dan diakhiri dengan *output* seperti pada gambar 1.



Gambar 1. *Backpropagation Neural Network* (Dhoke & Parsai, 2014).

Penelitian ini memanfaatkan *Backpropagation Neural Network* dengan variasi kinerja baru yang diuji dengan bantuan *learning rate*. *Learning rate* memiliki peran penting dalam memperbarui bobot pada algoritma *Backpropagation Neural Network* (Abbas, et al., 2016). Citra tanda tangan akan dikenai pencocokan bentuk identik pada citra terkait. Perubahan sudut, skala dan rotasi menjadikan citra tanda tangan ini rentan. Masalah tersebut dapat ditanggulangi dengan memanfaatkan *wavelet*. Alihragam *Wavelet* merupakan dasar dari *tool* matematika pada beberapa fungsi lapisan alihragam dan menghasilkan koefisien yang mewakili karakteristik sinyal (Patil & Hegadi, 2013). Kehandalan alihragam *wavelet* dikolaborasi dengan *learning rate* yang memiliki peran untuk memberikan perubahan pada tiap bobot di dalam JST. *Learning rate* merupakan parameter penting pada algoritma *Backpropagation* guna melatih umpan balik pada JST karena memberikan dampak besar pada fase pelatihan. Metode studi pustaka dan pembangunan perangkat lunak menjadi langkah yang dilakukan untuk identifikasi tanda tangan citra ini. Program yang digunakan dalam penelitian ini adalah MATLAB 2013. Proses identifikasi terdiri dari pelatihan dan

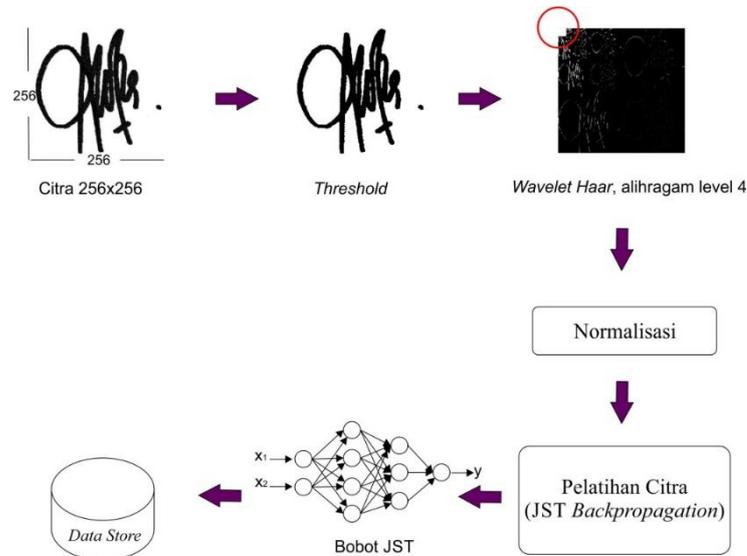
pengujian citra. Prses identifikasi citra tanda tangan dimulai dari prses pealatihan yaitu pemindaian citra tanda tangan, *threshold*, alihragam *wavelet*, normalisasi, pelatihan citra dengan menggunakan JST Backpropagation dan data disimpan dalam data store. Selanjutnya dilakukan pengujian citra dimulai dengan pemindaian citra tanda tangan, *threshold*, alihragam *wavelet*, normalisasi, pengujian citra dengan JST Backpropagation sampai mendapatkan hasil identifikasi citra tanda tangan. Diagram alir identifikasi tanda tangan *offline* dapat dilihat pada gambar 2. Tahap pada identifikasi terdiri dari pelatihan dan pengujian citra. Proses identifikasi citra tanda tangan dimulai dari tahap pelatihan yaitu *preprocessing* berupa pemindaian citra tanda tangan, *threshold*, alihragam *wavelet*, normalisasi, pelatihan citra dengan menggunakan JST Backpropagation, sampai data disimpan di *data store*. Tahap selanjutnya adalah tahap pengujian. Tahap ini dimulai dengan *preprocessing* yaitu pemindaian citra tanda tangan, *threshold*, alihragam *wavelet*, normalisasi, pengujian citra dengan JST Backpropagation sampai mendapatkan hasil identifikasi citra tanda tangan. Hasil dari pengujian ini kemudian akan didapat akurasi berupa prosentase yang menggambarkan seberapa optimal sistem dapat mengenali tanda tangan tersebut. Semakin tinggi prosentase maka hasil akan lebih akurat.



Gambar 2. Diagram alir identifikasi tanda tangan *offline*

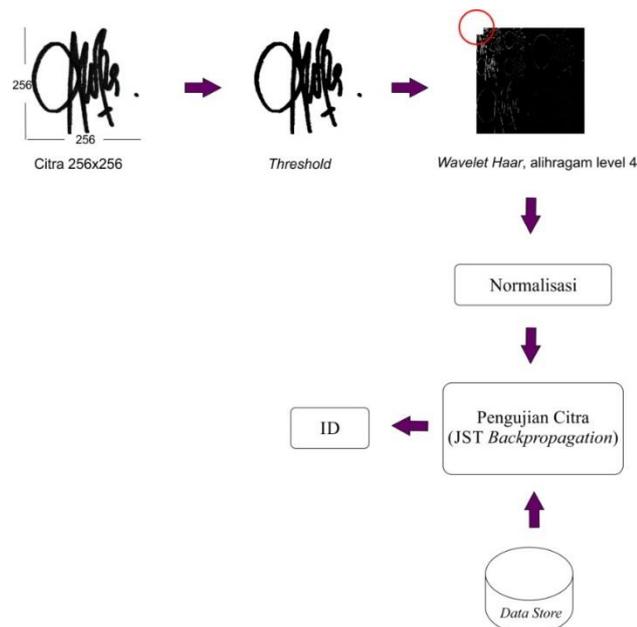
Hasil dan Pembahasan

Identifikasi citra tanda tangan ini masing-masing terdiri dari tahap pelatihan dan pengujian. Sampel citra tanda tangan dengan ukuran 256x256 piksel dikenai proses *threshold* dan alihragam *wavelet* untuk kemudian dilatih dengan menggunakan JST Backpropagation. Hasil pelatihan citra berupa bobot yang kemudian disimpan di dalam *data store*. Tahap berikutnya adalah pengujian citra tanda tangan *offline*. Tahap ini merupakan tahap untuk membandingkan citra yang sudah tersimpan pada *data store* dengan data citra uji. Citra uji yang digunakan juga melewati *preprocessing* yang sama. Penelitian ini melibatkan 15 partisipan sebagai sampel citra tanda tangan. Setiap individu diwakili oleh enam sampel tanda tangan sehingga jumlah sampel tanda tangan keseluruhan adalah 90 citra. Simulasi dilakukan menggunakan *learning rate* 0,1. Jumlah node yang digunakan adalah 20 dan 10 pada dua *hidden layer*. Identifikasi citra pada tahap pelatihan dapat dilihat pada gambar 3.



Gambar 3. Tahap pelatihan

Tahap pengujian pada proses identifikasi citra tanda tangan *offline* ini merupakan tahap untuk membandingkan data yang sudah tersimpan di dala, *data store* dengan citra uji. Citra uji yang digunakan juga harus melewati tahap sama seperti pada tahap pelatihan citra. Hasil dari keluaran pada tahap pengujian ini adalah akurasi berupa prosentase yang menggambarkan seberapa jauh sistem dapat mengenali data uji berupa citra tanda tangan. Gambar 4 merupakan tahap pengujian pada proses identifikasi.

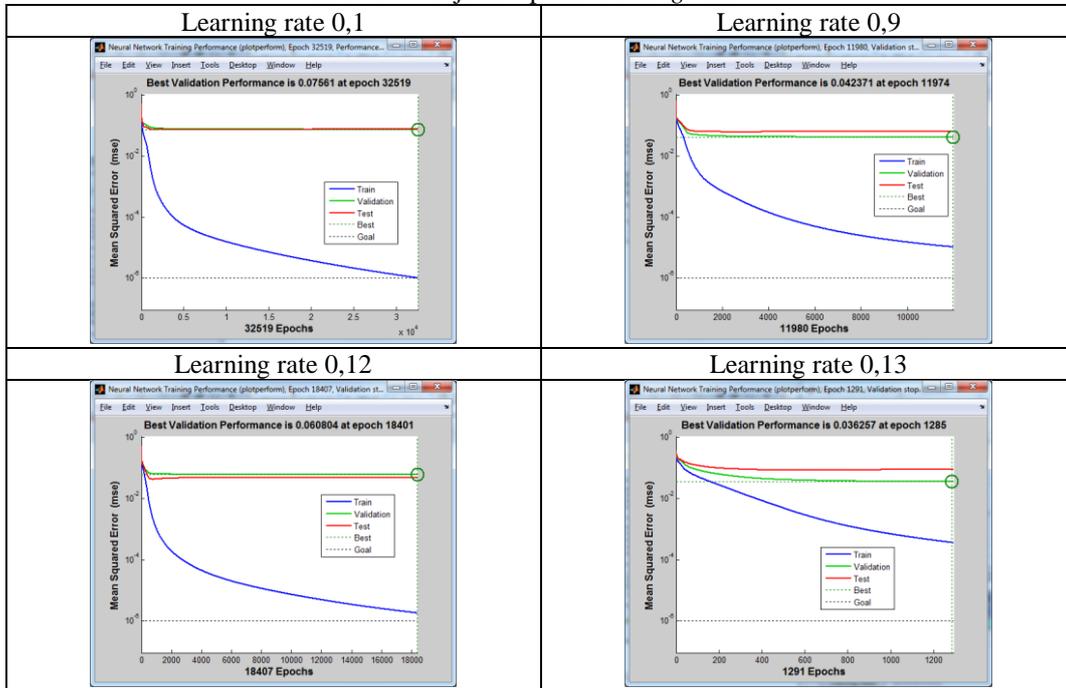


Gambar 4. Tahap pengujian

Penelitian ini menggunakan citra uji tanda tangan sebanyak 15 individu dan masing-masing terdapat 6 citra pada setiap individu untuk dijadikan sampel. Simulasi yang telah dilakukan dengan menggunakan alihragam *wavelet Haar* level 4 sehingga diperoleh input tiap citra berukuran 16x16 piksel. Pada penelitian ini sangat penting untuk memperhitungkan ukuran data input yang akan dilatih dengan menggunakan *JST Backpropagation*. Ukuran data input akan mempengaruhi beban komputasi pada sistem, sehingga simulasi pada awal pembangunan perangkat lunak sangat penting untuk dilakukan. Selama melakukan percobaan, sistem berjalan stabil. *Learning rate* yang digunakan bervariasi dan memiliki optimasi yang berbeda pula. *Learning rate* menjadi bagian penting pada penelitian ini karena memiliki peran dalam merubah bobot pada *JST Backpropagation* yang berpengaruh pada *output* berupa akurasi. Objek yang digunakan juga mempengaruhi hasil akurasi, terkait karakter objek yang digunakan dan juga parameter yang mempengaruhi. Simulasi dalam penelitian ini menggunakan *learning rate* 0,1 ; 0,9; 0,12 dan 0,13. *Learning rate*

tersebut digunakan dalam simulasi kali ini karena cukup memberikan hasil yang signifikan karena terlihat dengan jelas hasil capaian keberhasilan sistem. Identifikasi tanda tangan static memiliki kendala dalam menyamakan skala, rotasi dan ketebalan tulisan, namun dengan *preprocessing* yang dilakukan dapat memberikan hasil yang cukup baik. Simulasi yang telah dilakukan dapat dilihat pada table 1 dan untuk melihat hasil akurasi dapat dilihat pada table 2.

Tabel 1. Kinerja JST pada *Learning rate*



Hasil dari simulasi tersebut maka dapat dilihat bahwa akurasi yang optimal dihasilkan pada proses identifikasi citra tanda tangan *offline* menggunakan *wavelet Haar* level 4 dengan *learning rate* 0,12. Tentu saja hal ini akan berbeda *output* apabila disimulasikan lagi dengan objek yang berbeda dan algoritma yang berbeda, namun dari hasil simulasi dengan menggunakan objek citra tanda tangan *offline* ini terlihat bahwa akurasi yang dihasilkan tersebut cukup tinggi.

Tabel 2. Perbandingan hasil akurasi identifikasi citra menggunakan *Wavelet Haar* level4, *learning rate* 0,1.

Learning rate	MSE	Akurasi
0,1	0,0758	93,33%
0,09	0,0909	94,44%
0,12	0,0608	95,56%
0,13	0,0363	90%

Kesimpulan

Berdasarkan simulasi identifikasi tanda tangan citra *offline* yang telah dilakukan maka dapat diambil kesimpulan bahwa sistem identifikasi citra tanda tangan *offline* menggunakan algoritma JST *Backpropagation* dengan variasi *learning rate* ini telah berhasil dibangun. Tahap pelatihan dan pengujian menggunakan JST *Backpropagation*, alihragam *wavelet Haar* dan simulasi *learning rate* telah mendapatkan akurasi yang optimal. Penelitian ini menggunakan citra uji tanda tangan sebanyak 12 individu dan masing-masing terdapat 6 citra pada setiap individu untuk dijadikan sampel. Simulasi dengan akurasi yang optimal didapat pada *learning rate* 0,12 dengan prosentase 95,56%. Walaupun demikian, penelitian ini masih dapat dikembangkan dengan menambahkan varian *wavelet* sebagai pembanding untuk mendapatkan akurasi yang lebih optimal.

Daftar Pustaka

- Abbas, Q., Ahmad, F. & Imran, M., 2016. Variable Learning Rate Based Modification in Backpropagation Algorithm (MBPA) Of Artificial Neural Network for Data Classification. *Sci.Int(Lahore)*, 3(28), pp. 2369-2380.
- Dewan, U. & Ashraf, J., 2012. Offline Signature Verification Using Neural Netwok. *International Journal of Computational Engineering & Management*, 15(4), pp. 50-54.
- Dhoke, P. & Parsai, M. P., 2014. A Matlab Based Face Recognition Using PCA with Backpropagation Neural Network. *International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering*, 2(8), pp. 5291-5297.
- Ganatra, A., Panchal , M. & Koruga , P., 2011. Handwritten Signature Identification Using Basic Concept of Graph Theory. *WSEAS Transaction on Signal Processing*, 4(7), pp. 117-129.
- Kumar, L. R., 2011. Genuine and Forged Offline Signature Verification Using Backpropagation. *International Journal of Computer Science and Information Technologies*, 2(4), pp. 1618-1624.
- Kumar, S., Raja, K. B., Chhotaray, R. K. & Pattanaik, 2010. Offline Signature Verification Based on Fusion of Grid and Global Feature Using Neural Network. *International Journal of Engineering Science and TEchnology*, 2(12), pp. 7035-7044.
- Patil, P. G. & Hegadi, R. S., 2013. Offline Handwritten Signature Classification Using Wavelet and Support Vector Machines. *International Journal of Engineering Science and Innovative Technology (IJEAT)*, 2(3), pp. 37-42.
- Tempo.co, 2014. Nasional.Tempo.co. [Online] Available at: <https://nasional.tempo.co/read/1237596/warga-manokwari-protas-pemukulan-mahasiswa-papua-di-surabaya> [Accessed Monday August 2019].
- Verma, R. & Goel, A., 2011. Wavelet Application in Fingerprint Recognition. *International Journal of Soft Computing and Engineering*, 1(4), pp. 129-134.