

## ANALISA TANDA TANGAN DIGITAL MENGGUNAKAN HEBBIAN LEARNING DAN SUPPORT VECTOR MACHINE

**Juanda Hakim Lubis**

*Universitas Medan Area  
Jl. Kolam No. 1 Medan Estate, Medan, Sumatera Utara  
E-mail :juandahakim@gmail.com*

### ABSTRAK

Tanda tangan merupakan salah satu ciri dari setiap orang. Biasanya tanda tangan digunakan pada surat pernyataan, atau pun transaksi yang berhubungan dengan hal keuangan, baik penjualan barang maupun pembelian barang. Hal itu menjadi bermasalah jika suatu transaksi gagal karena adanya pemalsuan tanda tangan, tentu saja hal tersebut sangat merugikan, sehingga sangat penting untuk melakukan identifikasi tanda tangan.

Untuk menentukan suatu tanda tangan asli atau palsu tersebut digunakan metode Hebbian Learning. Dengan menggunakan Hebbian Learning dan Support Vector Machine tanda tangan akan diekstraksi cirinya lalu dibandingkan dengan tanda tangan uji untuk mengklasifikasikan tanda tangan uji asli atau palsu.

Hasil dari proses ini akan menyatakan cocok atau tidak cocok suatu tanda tangan. Bentuk tanda tangan mempengaruhi kombinasi parameter Hebbian Learning untuk mencapai tingkat akurasi yang baik. Dari hasil uji yang dilakukan menunjukkan bahwa sistem dapat mengenali tanda tangan dengan ketepatan rata-rata 91% untuk 5 orang data sampel.

**Kata kunci: Hebbian Learning, Support Vector Machine, tanda tangan**

### ABSTRACT

*Signatures are one of the characteristics of everyone. Usually a signature is used on a statement, or a transaction related to financial matters, whether the sale of goods or the purchase of goods. It becomes problematic if a transaction fails due to a signature fraud, of course it is very detrimental, so it is important to identify the signature.*

*to determine a genuine or false signature is used Hebbian Learning method. Using the Hebbian Learning and Support Vector Machine signatures will be extracted and compared to the test signature to classify the original or fake test signatures.*

*The result of this process will either match or mismatch a signature. The signature form affects the combination of Hebbian Learning parameters to achieve a good degree of accuracy. From the results of tests conducted show that the system can recognize the signature with an average accuracy of 91% for 5 people sample data.*

*Keywords: Hebbian Learning, Support Vector Machine, handwritten signature*

## I. PENDAHULUAN

Informasi merupakan kebutuhan manusia, bukan saja pada abad modern ini, tetapi sejak manusia tercipta. Internet merupakan salah satu media untuk bertukar informasi atau berkomunikasi. Ketika saling berkomunikasi tidak menutup kemungkinan untuk mengirim informasi yang berbentuk dokumen elektronik (file) yang memiliki tanda tangan untuk mengesahkan dokumen. Bentuk obyek tanda tangan yang ditemui sehari-hari seperti suatu persoalan yang sederhana. Banyak dari orang mungkin tidak membayangkan bahwa orang lain tidak akan menduplikasi tanda tangan karena sulit untuk diduplikasi atau tidak ada gunanya menduplikasi tanda tangan tersebut. Tetapi pada saat-saat tertentu mulai diwaspadai bahwa menduplikasi tanda tangan akan menjadi persoalan dalam suatu transaksi, dokumen menjadi tidak syah karena terjadi pemalsuan tanda tangan. Dan tentunya dapat merugikan pihak-pihak yang bersangkutan.

Tanda tangan merupakan suatu ciri khas unik yang dimiliki oleh tiap individu. Biasanya tanda tangan dipakai pada saat melakukan transaksi jual beli, penulisan surat resmi, absensi kehadiran, dan lain lain. Ketika tanda tangan dibubuhkan pada surat tersebut maka orang tersebut telah menyatakan bahwa memang benar yang melakukan transaksi ataupun yang menulis surat adalah pemilik tanda tangan tersebut.

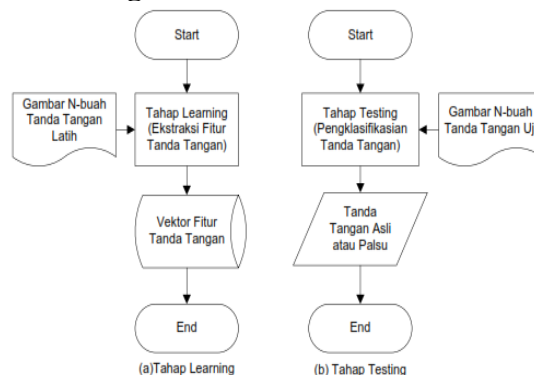
Pada saat ini, banyak terjadi pemalsuan tanda tangan. Hal ini tentu saja akan sangat merugikan pemilik tanda tangan. Pemeriksaan tanda tangan masih dilakukan secara manual dengan cara membandingkan dua tanda tangan. Oleh karena itu diperlukan suatu sistem yang dapat mengidentifikasi suatu tanda tangan untuk menunjukkan tanda tangan tersebut asli atau palsu.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

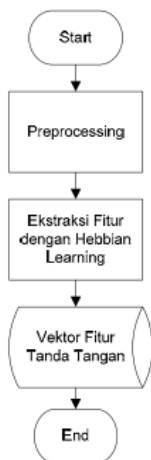
Sistem identifikasi tanda tangan ini terdiri atas dua tahap. Tahap pertama adalah proses ekstraksi fitur. Ekstraksi fitur dilakukan dengan menggunakan metode Hebbian Learning dimana dengan menggunakan Hebbian Learning, maka akan didapat estimasi eigen vector dari tanda tangan latih sehingga dapat dicari nilai proyeksi data tanda tangan latih terhadap eigen vector yang menghasilkan ciri dari tanda tangan latih. Selanjutnya adalah tahap pengklasifikasian. Pada tahap ini, tanda tangan latih akan diuji memakai SVM. Setelah tanda tangan latih selesai di latih memakai SVM dan SVM telah menemukan hyperplane yang dapat memisahkan antara tanda tangan asli dan palsu pada tanda tangan latih, maka tanda tangan uji akan diklasifikasikan. Hasilnya adalah status tanda tangan uji tersebut asli atau palsu.

Sebelum tanda tangan diproses dalam sistem, semua tanda tangan akan mengalami proses awal (preprocessing). Selain itu, dilakukan observasi terlebih dahulu untuk mencari kombinasi parameter terbaik dari learning rate dan epoch pada tahap ekstrasi fitur, dan pemilihan kernel SVM yang dapat memetakan tanda tangan latih yang terbaik pada SVM.

### 2.1 Pembangunan Sistem



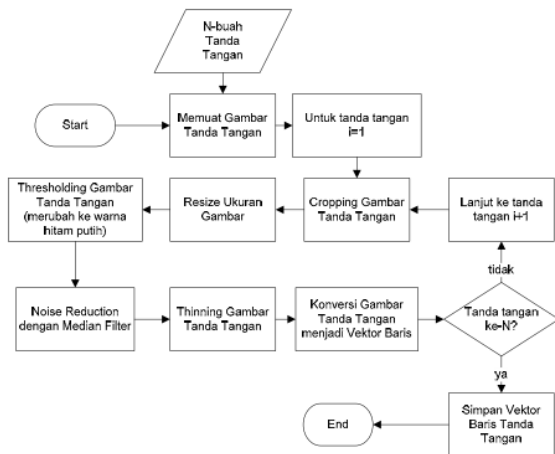
## 2.2 Tahap Learning



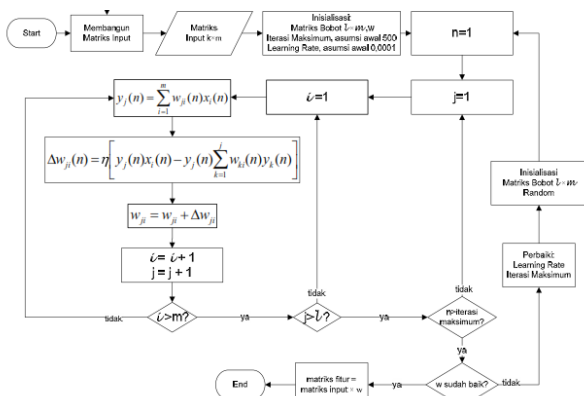
## 2.5 Tahap Identifikasi Tanda Tangan



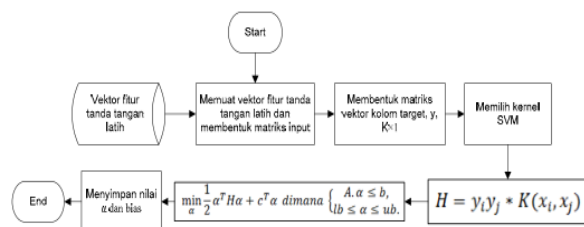
## 2.3 Tahap Preprocessing



## 2.4 Tahap Ekstraksi



## 2.6 Tahap Pelatihan SVM



## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1 Tingkat Akurasi Sistem Dalam Mengidentifikasi Tanda Tangan

Tiap tanda tangan memiliki tingkat keakurasian yang bervariasi. Untuk *dataset* 1, tingkat keakurasian tertinggi yang diperoleh adalah 98,33% untuk tanda tangan Set 1, 94,17% untuk tanda tangan Set 2, 97,5% untuk tanda tangan Set 3, 80% untuk tanda tangan Set 4, dan terakhir 85,83% untuk tanda tangan Set 5. Tiap nilai keakurasian tertinggi ini memiliki beberapa kombinasi parameter yang berbeda.

Sedangkan untuk *dataset* 2, Tiap Set memiliki kombinasi parameter yang berbeda-beda juga. Akurasi tertinggi yang dicapai adalah 92,50% untuk tanda tangan Set 1, 80,83% untuk tanda tangan Set 2, 95% untuk tanda tangan Set 3, 82,5% untuk Set 4 dan 83,33% untuk Set 5.

### 3.2 Kombinasi Parameter Untuk Mendapatkan Tingkat Akurasi Yang Optimal

Seperti yang telah diketahui, tiap tanda tangan memiliki kombinasi parameter yang berbeda untuk memperoleh tingkat akurasi yang tinggi. Untuk menentukan sebuah tingkat akurasi baik atau tidak, dapat dilakukan dengan menghitung *False Acceptance Rate* (FAR) dan *False Rejection Rate* (FRR).

Untuk *dataset 1*, Tiap Set memiliki kombinasi parameter yang berbeda-beda. Akurasi tertinggi yang dicapai adalah 98,33% untuk tanda tangan Set 1, 94,17% untuk tanda tangan Set 2, 97,5% untuk tanda tangan Set 3, 80% untuk Set 4 dan 85,83% untuk Set 5.

Sedangkan untuk *dataset 2*, Tiap Set memiliki kombinasi parameter yang berbeda-beda jua. Akurasi tertinggi yang dicapai adalah 92,50% untuk tanda tangan Set 1, 80,83% untuk tanda tangan Set 2, 95% untuk tanda tangan Set 3, 82,50% untuk Set 4 dan 83,33% untuk Set 5.

### 3.3 Mengetahui Tingkat Akurasi Sistem Dalam Mengidentifikasi Tanda Tangan

Perbedaan kombinasi parameter ini menunjukkan bahwa tanda tangan yang menjadi inputan dalam program mempengaruhi pemilihan nilai dari tiap parameter sebab tiap tanda tangan yang masuk memiliki karakteristik yang berbeda-beda.



Dapat dilihat pada gambar diatas bahwa tanda tangan pada Set 1 memiliki bentuk yang rapat serta kecil sehingga dengan iterasi serta nilai eta yang rendah dapat diperoleh nilai akurasi yang tinggi. Hal ini disebabkan oleh nilai bobot yang dicari ketika ekstraksi fitur bertambah dengan cepat karena tanda tangan memiliki banyak piksel yang harus dihitung. Dengan banyaknya piksel yang harus dihitung, maka jika nilai eta dan iterasi besar akan menyebabkan perbaikan bobot yang berlebihan. Hal ini terlihat pada hasil pengujian dataset 2 dimana SVM tidak dapat menemukan hyperplane pemisah kedua kelas sebab bobot yang terbentuk buruk akibat nilai eta yang terlalu besar.

Demikian juga pada contoh tanda tangan Set 2. Tanda tangan pada Set 2 memiliki bentuk yang lebih besar dari pada tanda tangan yang lainnya. Tanda tangan Set 2 juga memiliki penulisan yang lebih panjang daripada Set tanda tangan lainnya. Namun karakteristik cara penulisan tanda tangan pada Set 2 sama seperti tanda tangan Set 1 yaitu penulisan tanda tangan yang rapat. Berbeda dengan tanda tangan Set 1, tanda tangan Set 2 memiliki banyak daerah putihnya sehingga diperlukan iterasi yang lebih banyak daripada tanda tangan Set 1 untuk dataset pertama. Pada dataset 2 nilai iterasi lebih kecil dari dataset pertama, namun nilai eta diperbesar untuk menutupi nilai iterasi yang lebih sedikit.

Hal yang serupa dapat dilihat pada tanda tangan Set 5. Karakteristik tanda tangan Set 5 sama dengan tanda tangan pada Set 2 sehingga dengan nilai iterasi yang sedang serta nilai eta yang rendah dapat dihasilkan tingkat akurasi diatas 80%.

Pada tanda tangan Set 3 dan Set 4, tanda tangan memiliki karakteristik yang sama yaitu cara penulisan tanda tangan yang tidak rapat. Bentuk tanda tangan kedua Set ini juga sederhana dan banyak menyisakan

daerah putih pada kotak tanda tangan, namun daerah putih pada tanda tangan Set 4 lebih banyak dari tanda tangan Set 3 sebab penulisan tanda tangan Set 4 lebih panjang dari Set 3 sehingga bobot yang dihasilkan pada tahap ekstraksi fitur lebih besar dari bobot Set 3. Dengan karakteristik tanda tangan seperti Set 3, kombinasi iterasi dan nilai  $\eta$  yang dipakai dapat berupa nilai iterasi tinggi dengan nilai  $\eta$  yang tinggi. Atau sebaliknya, nilai iterasi yang rendah dengan nilai  $\eta$  yang tinggi.

Sedangkan untuk tanda tangan Set 4, nilai  $\eta$  yang dipakai adalah nilai  $\eta$  yang rendah sebab dengan nilai  $\eta$  yang tinggi, dapat menyebabkan bobot yang dihasilkan terlalu besar.

Selanjutnya untuk parameter kernel SVM, dapat dilihat hampir semua tingkat akurasi yang tinggi dihasilkan oleh kernel linier untuk dataset 1. Sedangkan untuk dataset 2, dapat dilihat selain kernel linier, kernel polynomial juga menghasilkan tingkat keakurasian tinggi.

Untuk *dataset* pertama, kernel linier dapat bekerja lebih baik sebab banyaknya ciri yang dimiliki sebuah tanda tangan telah dikurangi sehingga hyperplane dapat dicari dengan kernel linier. Pengurangan ciri ini merupakan hasil dari tahap ekstraksi fitur. Ketika tahap ekstraksi fitur, tanda tangan latih akan di ubah menjadi sebuah vektor ciri. Pada vektor ciri ini, dicari ciri yang penting dari tanda tangan tersebut. Selanjutnya, ciri yang tidak penting akan dihilangkan sehingga hasil yang diperoleh adalah vektor ciri dengan dimensi yang sudah dikurangi. Vektor ciri ini kemudian menjadi inputan pada pelatihan SVM. Tiap vektor ciri sebuah tanda tangan hasil ekstraksi akan dipetakan dengan sebuah kernel untuk mencari posisi hyperplanenya. Dengan berkurangnya dimensi dari vektor ciri, pencarian hyperplane dapat berjalan lebih mudah sebab ciri yang tidak penting sudah dihilangkan. Bentuk tanda tangan

palsu hasil *random forgery* juga berbeda dengan tanda tangan asli sehingga data hasil pemetaan dengan kernel terpisah jauh. Oleh karena itu, dengan kernel linier saja sudah dapat memperoleh tingkat akurasi yang tinggi.

Untuk *dataset* 2, dapat dilihat kernel polynomial 2 juga menghasilkan tingkat akurasi tertinggi, hal ini dapat disimpulkan bahwa hasil pemetaan dengan menggunakan kernel antara tanda tangan asli dan tanda tangan palsu hasil *random forgery* menghasilkan data yang linier sebab kedua tanda tangan berbeda. Sedangkan untuk hasil pemetaan dengan kernel antara tanda tangan asli dan tanda tangan palsu hasil *skilled forgery* menghasilkan data yang tidak linier sehingga terkadang sulit dipisahkan dengan menggunakan kernel linier.

### **3.4 Mengetahui Kombinasi Parameter Untuk Mendapatkan Tingkat Akurasi Yang Optimal Serta Pengaruh Perubahan Nilai Parameter Terhadap Tingkat Akurasi Identifikasi Tanda Tangan**

Untuk tanda tangan Set 1, Set 2, dan Set 3, FRR masih berada dibawah 10%. Hal ini berarti untuk 20 tanda tangan asli yang diujikan, terdapat satu tanda tangan asli yang dianggap palsu. Begitu juga sebaliknya, FRR pada tanda tangan Set 1, Set 2 dan Set 3 memiliki nilai dibawah 10%. Hal ini menunjukkan bahwa dari 20 tanda tangan palsu yang diuji, terdapat 1 tanda tangan palsu yang diterima dan di anggap asli oleh program.

Sedangkan untuk tanda tangan Set 4 dan Set 5, FAR yang dicapai sudah cukup baik yaitu dibawah 10%, namun untuk FRR, Set 5 memiliki FRR sampai 20% dan Set 4 memiliki FRR sampai 40%. Hal ini menunjukkan bahwa dalam 20 tanda tangan asli yang diuji, terdapat 4 tanda tangan asli yang dianggap palsu untuk tanda tangan Set

5, dan terdapat 8 tanda tangan asli yang dianggap palsu untuk tanda tangan Set 4.

Hal ini disebabkan oleh tanda tangan palsu pada Set 4 dan Set 5 mirip dengan tanda tangan asli sehingga ketika diuji, tanda tangan asli yang mirip dengan tanda tangan palsu dianggap sebagai tanda tangan palsu. Terdapat beberapa karakteristik dalam sebuah tanda tangan [8] Kemiripan tanda tangan ini terlihat dari kemiripan karakteristik tersebut. Dalam hal ini, karakteristik yang mirip terlihat dari sisi size and space. Dimana ukuran serta besarnya tanda tangan memiliki ukuran yang sama. Initial stroke atau garis awal tanda tangan yang ditulis dari bawah naik keatas serta stroke finals atau garis penutup tanda tangan yang terlihat sama-sama ada pada akhir tanda tangan. Baseline direction atau arah penulisan tanda tangan dari tanda tangan juga sama yaitu condong ke arah atas dalam penulisannya



### 3.5 Mengetahui Kemampuan Sistem Dalam Mengidentifikasi Tanda Tangan Dengan Menghitung Nilai False Acceptance Rate (FAR) Dan False Rejection Rate (FRR)

FRR dan FAR dapat digunakan untuk menunjukkan kemampuan system dalam mengidentifikasi sebuah tanda tangan asli atau palsu. FRR digunakan untuk menunjukkan kemampuan sistem dalam mengidentifikasi tanda tangan asli sedangkan FAR digunakan untuk menghitung kemampuan sistem dalam

mengidentifikasi tanda tangan palsu. Semakin kecil nilai dari FRR dan FAR menunjukkan sistem mampu mengidentifikasi suatu tanda tangan termasuk asli atau palsu.

Pada perhitungan FAR bernilai rata-rata 0%. Hal ini menunjukkan sistem telah mampu menentukan apakah sebuah tanda tangan palsu. Demikian juga nilai FRR, nilai FRR terendah untuk tanda tangan Set 1 adalah 5% dengan kernel SVM linier. Secara umum kernel SVM yang linier memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dari pada kernel lainnya sebab hasil ekstraksi fitur Hebbian Learning dapat dipisahkan secara linier oleh SVM. Hal ini disebabkan dimensi vektor ciri yang dimiliki tanda tangan dikurangi menjadi yang penting-penting saja. Dengan berkurangnya dimensi vector ciri ini, SVM dapat mencari hyperplane dengan lebih mudah karena ciri yang tidak penting dari sebuah tanda tangan tidak masuk dalam perhitungan lagi. Sehingga dengan memakai kernel linier hyperplane dapat dicari.

### 3.6 Hasil Analisa

Berdasarkan proses pengujian yang dilakukan, dapat disimpulkan beberapa hal, antara lain :

- a. Bentuk tanda tangan mempengaruhi pemilihan nilai parameter dari Hebbian Learning. Bentuk tanda tangan yang rapat dan kecil akan bobotnya akan cepat bertambah dibandingkan dengan bentuk tanda tangan yang renggang sehingga dengan iterasi kecil dan learning rate yang kecil, tingkat akurasi sudah baik. Begitu pula sebaliknya.
- b. Pada Hebbian Learning, pemilihan nilai eta dan iterasi sangat penting untuk mendapatkan hasil yang baik. Nilai eta yang terlalu besar akan menyebabkan pembaruan nilai bobot yang terlalu berlebihan sedangkan nilai iterasi yang

- terlalu besar akan menyebabkan overfitting.
- c. Kernel linier SVM baik digunakan untuk data yang memiliki dimensi kecil. Sedangkan polynomial derajat 1 dan derajat 2 kurang baik.. Penggunaan kernel polynomial cocok pada tanda tangan yang tingkat kemiripannya tinggi sebab data yang tidak linier dapat dipisahkan dengan menggunakan pemetaan kernel polynomial
  - d. Pada makalah Offline Signature Verification and Recognition by Support Vector Machine [9], fitur yang diekstraksi adalah Global Features, Mask Features, dan Grid Feature. Tingkat keakuratan mencapai 94%. Dapat dilihat tingkat akurasi memakai Hebbian Learning jauh lebih baik pada beberapa Set tanda tangan untuk tanda tangan hasil random forgery.

#### 4. KESIMPULAN

Kesimpulan yang dapat diambil pada penelitian ini antara lain:

1. Dengan Hebbian Learning dan Support Vector Machine, sebuah tanda tangan dapat diidentifikasi asli atau palsu. Tingkat keakuratan tertinggi yang diperoleh adalah 98,33% untuk tanda tangan Set 1, 94,17% untuk tanda tangan Set 2, 97,5% untuk tanda tangan Set 3, 80% untuk tanda tangan Set 4, dan terakhir 85,83% untuk tanda tangan Set 5.
2. Dibandingkan dengan metode ekstraksi *Global Features*, *Mask Features*, dan *Grid Feature* tingkat akurasi yang dicapai dengan metode Hebbian Learning lebih baik. Ini dapat dilihat dari tingkat akurasi yang dicapai oleh ekstraksi fitur Hebbian Learning lebih tinggi dari 94% untuk beberapa tanda tangan hasil *random forgery*.

3. Untuk tanda tangan hasil *skilled forgery*, tingkat akurasi yang baik diperoleh adalah 92,50% untuk tanda tangan Set 1, 80,83% untuk tanda tangan Set 2, 95% untuk tanda tangan Set 3, 82,5% untuk Set 4 dan 83,33% untuk Set 5
4. Bentuk tanda tangan mempengaruhi kombinasi parameter Hebbian Learning untuk mencapai tingkat akurasi yang baik.
5. Kombinasi parameter pada Hebbian Learning tergantung kepada bentuk tanda tangan yang dilatih. Dengan tanda tangan yang rapat serta tidak melebar, parameter Hebbian Learning yang optimal adalah dengan ierasi yang rendah serta eta atau learning rate yang tinggi. Begitu juga sebaliknya.

#### 5. SARAN

1. Diperlukan metode ekstraksi fitur yang berbeda agar waktu identifikasi dapat berjalan lebih cepat sebab running time yang dihasilkan sistem belum efisien.
2. Diperlukan sistem yang dapat melakukan identifikasi secara online (realtime) sehingga penentuan keaslian tanda tangan tidak bergantung pada bentuk saja, tetapi juga dengan tekanan serta kecepatan penulisan tanda tangan. Sistem yang telah dibangun belum mampu menanganinya.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Fenton, Dave, 2004, Introduction to Handwritten Signature Verification, University of Ottawa.
- [2] Haykin, Simon, 2005, *Neural Networks A Comprehensive Foundation*, India: Pearson Prentice Hall

- [3] Gunn, S. 1998. "Support Vector Machines for Classification and Regression". ISIS Technical Report, Image Speech & Intelligent Systems Group University of Southampton
- [4] Sanger, Terence D., 1989, *Optimal Unsupervised Learning In Feedforward Neural Networks*, Technical Report, MIT Artificial Intelligence Laboratory.
- [5] Anto Satriyo Nugroho, dkk., "Support Vector Machine Teori dan Aplikasinya Dalam Bioinformatika", Kuliah Umum IlmuKomputer.com.  
[asnugroho.net/papers/ikcsvm.pdf](http://asnugroho.net/papers/ikcsvm.pdf)
- [6] Smith, Lindsay I. , 2002, *A Tutorial On Principal Component Analysis*,  
[http://www.cs.otago.ac.nz/cosc453/student\\_tutorials/principal\\_components.Pdf](http://www.cs.otago.ac.nz/cosc453/student_tutorials/principal_components.Pdf)
- [7] Long Zuo dkk., *Personal Handwriting Identification Based on PC*,  
<http://www.cbsr.ia.ac.cn/publications/lzuo/Personal%20Handwriting%20Identification%20Based%20on%20PCA.pdf>,
- [8] *Handwriting Personality Profile*,  
<http://www.handwritingpro.com/examples.html>
- [9] Emre Özgündüz dkk., 2010, *Off-Line Signature Verification And Recognition By Support Vector Machine*, Computer Engineering Department, Yildiz Technical University.
- Jacobs, Robert, 2008, *Principal Components Analysis and Unsupervised Hebbian Learnin*, Department of Brain & Cognitive Sciences, University of Rochester.