

## KLASIFIKASI DIAGNOSA PENYAKIT DEMAM BERDARAH DENGUE (DBD) MENGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) BERBASIS GUI MATLAB

Chainur Arrasyid Hasibuan<sup>1</sup>, Moch. Abdul Mukid<sup>2</sup>, Alan Prahutama<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Mahasiswa Departemen Statistika FSM Universitas Diponegoro

<sup>2,3</sup>Staff Pengajar Departemen Statistika FSM Universitas Diponegoro

e-mail [chrasyiddega@gmail.com](mailto:chrasyiddega@gmail.com)

### ABSTRACT

Dengue Hemorrhagic Fever (DHF) is a disease caused by the bite of infected Aedes mosquito by one of the four types of dengue virus with clinical manifestations of fever, muscle aches or joint pain which followed by leukopenia, rash, thrombocytopenia and hemorrhagic diathesis. There are six criteria for determining and categorizing a positive or negative dengue patients, the variable gender of the patient, the patient's age, the increase in hemoglobin (Hb), increased hematocrit (Hct), the level of platelet and leukocyte levels. Based on these criteria, data of positive and negative categorized patient will be classified by Support Vector Machine (SVM) using Matlab software. The concept of classification with SVM define as a search for the best hyperplane which serves as a divider of two classes of data in the input space. Kernel function is used to convert the data into a higher dimensional space to allow separation. In order to determine the best parameters of kernel function, hold-out method is used. In the classification by SVM method, 96.4286% obtained as the best accuracy value by using polynomial kernel function.

Keywords: Dengue Hemorrhagic Fever (DHF), Classification, Support Vector Machine (SVM), hold-out, Kernel Function.

## 1. PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang Masalah

Demam Berdarah Dengue (DBD) merupakan penyakit yang disebabkan oleh virus Dengue yang ditularkan dari orang ke orang melalui gigitan nyamuk Aedes (Ae). Sampai saat ini penyakit demam berdarah masih menjadi masalah kesehatan masyarakat dan endemis di Indonesia dan dapat mengakibatkan Kejadian Luar Biasa (KLB) di beberapa daerah endemis yang terjadi hampir setiap tahunnya pada musim penghujan. Diperlukan deteksi dini apakah seseorang terinfeksi atau tidaknya penyakit DBD. Karena jika terlambat ditangani, hal ini dapat dapat berujung pada kematian. Uji hematologi dapat digunakan sebagai tahap pemeriksaan awal untuk mendeteksi infeksi virus dengue. Uji ini dilakukan berdasarkan jumlah trombosit, hemoglobin, hematokrit dan leukosit dalam tubuh pasien. Klasifikasi dilakukan dengan menerapkan metode statistika menggunakan teknik data mining. Metode

*Support Vector Machine* (SVM) dipilih karena terbukti memiliki kinerja yang lebih unggul, karena telah mampu seratus persen mengklasifikasikan data aroma berdasarkan kelas yang tepat. Kemampuan generalisasi SVM sangat baik yaitu sekitar 95,4 %.

## 1.2 Rumusan Masalah

Bagaimana membuat klasifikasi penyakit DBD menggunakan SVM? Bagaimana nilai akurasi dalam klasifikasi penyakit DBD menggunakan SVM? Bagaimana merancang GUI Matlab untuk klasifikasi DBD menggunakan SVM?

## 1.3 Tujuan Penelitian

Menentukan klasifikasi demam berdarah dengue dengan metode *Support Vector Machine* dan merancang GUI Matlab untuk klasifikasi demam berdarah dengue menggunakan *Support Vector Machine*.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Demam Berdarah Dengue (DBD)

Menurut *World Health Organization* (WHO), *Dengue Hemorrhagic Fever* (DHF) atau Demam Berdarah Dengue (DBD) merupakan penyakit yang disebabkan oleh gigitan nyamuk *Aedes* yang terinfeksi salah satu dari empat tipe virus dengue dengan manifestasi klinis demam, nyeri otot dan/atau nyeri sendi yang disertai leukopenia, ruam, limfadenopati, trombositopenia dan diathesis hemoragik (WHO, 2011). Terdapat tiga tahapan yang dialami penderita penyakit DBD, yaitu fase demam, fase kritis, dan fase pemulihan (WHO, 2009). Menurut WHO tahun 1997, kriteria diagnosis penyakit DBD terdiri dari kriteria klinis dan laboratoris. Namun, diagnosis ditegakkan hanya dengan memenuhi 2 kriteria klinis dan 2 kriteria laboratoris (Rezeki & Irawan, 1999). Kriteria klinis meliputi demam tinggi, manifestasi pendarahan, pembesaran hati, dan syok, sedangkan kriteria laboratoris meliputi trombositopenia dan hemokonsentrasi.

Uji Hematologi atau Hitung Darah Lengkap (HDL) merupakan jenis pemeriksaan yang memberikan informasi tentang sel-sel darah pasien. HDL merupakan test laboratorium yang paling umum dilakukan. HDL memeriksa jenis sel dalam darah, termasuk sel darah merah (hemoglobin), sel darah putih (leukosit), kadar hematokrit, dan jumlah trombosit (Kumala, 2010).

### 2.2 *Support Vector Machine* (SVM)

*Support Vector Machine* (SVM) adalah salah satu algoritma pembelajaran mesin yang diperkenalkan oleh Vapnik, Boser dan Guyon serta dikembangkan oleh Boser. Permasalahan pada SVM adalah bagaimana memisahkan dua kelas dengan suatu fungsi yang diperoleh dari data *training* yang tersedia. Konsep klasifikasi dengan SVM dapat dijelaskan secara sederhana sebagai usaha mencari *hyperplane* terbaik yang berfungsi sebagai pemisah dua buah kelas data pada *input space*.

### 2.2.1 SVM pada *Linearly Separable Data*

Misalkan himpunan  $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_l\}$ , dengan  $\mathbf{x}_i \in R^n, i= 1, 2, \dots, l$  adalah data *training*. Diketahui bahwa  $\mathbf{X}$  berpola tertentu, yaitu apabila  $\mathbf{x}_i$  termasuk dalam suatu kelas maka  $\mathbf{x}_i$  diberi label  $y_i= +1$ , jika tidak diberi label  $y_i= -1$ . Sehingga data yang diberikan berupa pasangan  $(\mathbf{x}_1, y_1), (\mathbf{x}_2, y_2), \dots (\mathbf{x}_l, y_l)$  merupakan himpunan data training dari dua kelas yang akan diklasifikasikan dengan SVM sebagai berikut (Gunn, 1998) :

$$\mathbf{D} = \{(\mathbf{x}_1, y_1), \dots, (\mathbf{x}_l, y_l)\}, \mathbf{x}_i \in R^n, i = 1, 2, \dots, l$$

Menurut Santosa (2007), *hyperplane* klasifikasi linier SVM dinotasikan dengan

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + b.$$

*Hyperplane* untuk kelas -1 adalah data pada *Support Vector* ( $\mathbf{x}_1$ ) yang memenuhi persamaan

$$\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_1 + b = -1.$$

Sementara itu, data yang berada tepat pada *hyperplane* untuk kelas +1 ( $\mathbf{x}_2$ ) memenuhi persamaan

$$\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_2 + b = +1.$$

Margin optimal dihitung dengan memaksimalkan jarak antara *hyperplane* dan data terdekat, maka untuk mencari *hyperplane* terbaik dengan nilai margin terbesar dapat dirumuskan ke dalam masalah optimasi, yaitu

$$\min \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \text{ dengan syarat } y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b) \geq 1, i = 1, 2, \dots, l$$

Optimasi ini kemudian diselesaikan dengan *Lagrange Multiplier* dengan memaksimalkan fungsi *Lagrange* terhadap  $\mathbf{w}$  dan  $b$ , maka dicari turunan pertama dari fungsi  $L_p$  terhadap variabel  $\mathbf{w}$  dan  $b$  disamakan dengan 0. Dengan melakukan proses ini akan diperoleh dua kondisi optimalitas berikut:

Kondisi 1:

$$\frac{\partial L_p}{\partial \mathbf{w}} = 0 \rightarrow \mathbf{w} = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i \mathbf{x}_i$$

kondisi 2 :

$$\frac{\partial L_p}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0$$

Untuk menyelesaikan masalah optimasi tersebut, dapat diatasi dengan mensubstitusikan hasil turunan pertama dari kondisi 1 dan 2 kedalam fungsi *lagrangian*  $L_p$  (*primal problem*) sebagai berikut :

$$L_p = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 - \sum_{i=1}^l \alpha_i [y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b) - 1]$$

sehingga diperoleh fungsi *dual*  $L_d$  (*dual problem*) yaitu

$$L_d = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j \mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j.$$

Dengan demikian fungsi keputusan yang dihasilkan hanya dipengaruhi oleh *Support Vector*. *Hyperplane* (fungsi keputusan) diperoleh dengan formula

$$f(z) = \left( \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i \mathbf{x}_i \cdot \mathbf{z} \right) + b$$

### 2.2.2 SVM pada *Non-linearly Separable Data*

Menurut Tan *et al.* (2006) dalam Nuha dkk. (2012), pada kasus klasifikasi linier SVM ketika terdapat data yang tidak dapat dikelompokkan dengan benar (*nonseparable case*), rumusan SVM ditambah dengan adanya variabel *slack*. Persamaan kemudian dirubah menjadi

$$\min_{\mathbf{w}, b, \xi} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i,$$

dengan kendala  $y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b) + \xi_i \geq 1, \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, l$

dimana  $\xi_i$  adalah variabel *slack*. Variabel *slack* digunakan untuk memberikan penalti terhadap data yang tidak memenuhi persamaan *hyperplane*  $y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b) \geq 1$ . Untuk meminimalkan nilai variabel *slack*, pada rumusan diberikan penalti dengan menambahkan nilai *cost* (C). Parameter C berguna untuk mengontrol pertukaran antara margin dan *error* klasifikasi. Semakin besar nilai C, semakin besar pula pelanggaran yang dikenakan pada tiap klasifikasi (Prasetyo, 2012).

Untuk menyelesaikan permasalahan *non-linear*, SVM dimodifikasi dengan memasukan fungsi Kernel. Fungsi Kernel *Polynomial* dan *Radial Basis Function* (RBF) kemudian digunakan dalam penelitian ini.

Adapun fungsi Kernel *Polynomial* adalah

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j + c)^d$$

dan *Radial Basis Function* (RBF) adalah

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp(-\gamma \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2)$$

dengan  $\gamma = \frac{1}{2\sigma^2}$

### 2.3 Pengukuran Kinerja Klasifikasi

Menurut Prasetyo (2012), matriks konfusi merupakan tabel pencatat hasil klasifikasi. Misalkan elemen matriks konfusi untuk data klasifikasi dengan dua kelas dinyatakan dengan  $f_{ij}$  maka setiap sel  $f_{ij}$  menyatakan jumlah data yang sebenarnya masuk dalam kelas  $i$ , tetapi hasil prediksinya mengklasifikasikan data tersebut pada kelas  $j$ . Tabel 1 menunjukkan gambaran mengenai matriks konfusi.

**Tabel 1.** Matriks Konfusi

Hasil Observasi ( <i>actual class</i> )	Hasil Prediksi ( <i>predicted class</i> )	
	Kelas 1	Kelas 2
Kelas 1	$f_{11}$	$f_{12}$
Kelas 2	$f_{21}$	$f_{22}$

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{Banyaknya data yang diprediksi dengan benar}}{\text{banyaknya data prediksi}} = \frac{f_{11} + f_{22}}{f_{11} + f_{12} + f_{21} + f_{22}}$$

### 2.4 Graphical User Interface (GUI Matlab)

*User Interface* (UI) merupakan tampilan grafis dalam satu atau lebih jendela berisikan kontrol dan komponen, yang memungkinkan pengguna untuk melakukan hal-hal interaktif. Pengguna tidak perlu membuat *script* atau mengetik perintah di baris perintah untuk menyelesaikan tugas-tugas. Matlab UI dapat dibangun dengan menggunakan 2 cara, yaitu membuat UI menggunakan GUI *Designer* dan membuat UI dengan pemrograman.

## 3. METODOLOGI PENELITIAN

### 3.1 Jenis dan Sumber Data

Data yang digunakan dalam penulisan tugas akhir ini, adalah data sekunder yang diperoleh dari RSI Sultan Agung Semarang, Provinsi Jawa Tengah. Data tersebut merupakan data rekam medis pasien Demam Berdarah Dengue (DBD) di RSI Sultan Agung.

### 3.2 Variabel Penelitian

- Variabel respon (Y) merupakan status pasien yang dikategorikan dengan notasi 1 untuk positif DBD dan -1 untuk negatif DBD.
- Variabel prediktor (X) merupakan data atribut pasien terhadap positif atau tidaknya DBD pasien yang terdiri dari: Jenis kelamin, Usia, Kadar *hemoglobin* (Hb), Kadar *hematokrit* (Ht), Kadar *trombosit*, dan Kadar *leukosit*.

### 3.3 Metode Analisis

Pada penelitian ini akan diaplikasikan metode klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM) pada data yang telah penulis peroleh. Berikut merupakan tahapan analisis dalam penelitian ini:

- 1) Mempersiapkan data klasifikasi pasien Demam Berdarah Dengue (DBD) yang terdiri dari variabel independen dan dependen.

- 2) Membagi data menjadi data *training* dan data *testing* menggunakan metode *Hold-Out* dengan proporsi 80 : 20.
- 3) Melakukan klasifikasi data pasien positif DBD dan negatif DBD dengan metode *Support Vector Machine* (SVM) dengan tahapan sebagai berikut :
  - a. Menentukan fungsi kernel, nilai-nilai parameter kernel dan parameter *cost* untuk optimasi *hyperplane* pada data *training*.
  - b. Menentukan nilai parameter terbaik untuk klasifikasi data pada setiap *hyperplane* yang diterapkan pada data *training*.
  - c. Menentukan *hyperplane* dengan menggunakan parameter terbaik.
  - d. Menggunakan *hyperplane* dengan parameter terbaik yang diperoleh untuk setiap fungsi kernel pada klasifikasi data *testing*.
  - e. Evaluasi hasil klasifikasi data pasien positif DBD dan negatif DBD dengan metode SVM pada data *testing* untuk mengukur ketepatan klasifikasi dengan nilai akurasi.
  - f. Membuat program pada GUI Matlab.

#### 4. PEMBAHASAN

Untuk memperoleh hasil klasifikasi pada penelitian ini maka perlu dilakukan beberapa tahapan analisis :

1. Pada penelitian ini data dibagi menjadi data *training* dan data *testing* dengan proporsi 80 : 20.
2. Fungsi kernel yang digunakan pada penelitian ini adalah fungsi kernel *Polynomial* dan *Radial Basis Function* (RBF).
3. Untuk melakukan klasifikasi dengan metode SVM ditentukan nilai parameter yang terdiri dari parameter C (*cost*) dan parameter fungsi kernel yang digunakan.
  - a. SVM dengan Fungsi Kernel *Polynomial*  
 Nilai parameter C (*cost*) dan parameter *d* (*degree*) yang terbaik untuk digunakan pada model SVM dengan fungsi kernel *polynomial* adalah  $C = 0,3$  dan  $d = 4$  dengan *error* terkecil sebesar 0,0714.
  - b. SVM dengan Fungsi Kernel *Radial Basis Function* (RBF)  
 Nilai parameter  $\gamma$  (*gamma*) dan parameter C (*cost*) yang terbaik untuk digunakan pada model SVM dengan fungsi kernel *Radial Basis Function* (RBF) adalah  $\gamma = 2$  dan  $C = 1$  dengan *error* terkecil sebesar 0,1071.
4. Berdasarkan nilai parameter-parameter yang diperoleh, maka tahapan selanjutnya menentukan *Hyperplane* dengan menggunakan nilai parameter-parameter tersebut.

- a. SVM dengan Fungsi Kernel *Polynomial*

$$f(z) = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{z}) + 0,0037$$

- b. SVM dengan Fungsi Kernel *Radial Basis Function* (RBF)

$$f(z) = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{z}) - 0.6918$$

5. Jika  $f(\mathbf{z})$  bernilai positif maka data akan masuk ke dalam kelas positif DBD dan jika  $f(\mathbf{z})$  bernilai negatif maka data akan masuk ke dalam kelas negatif DBD.
6. Langkah selanjutnya menghitung akurasi klasifikasi pada data *testing*
  - a. SVM dengan Fungsi Kernel *Polynomial*

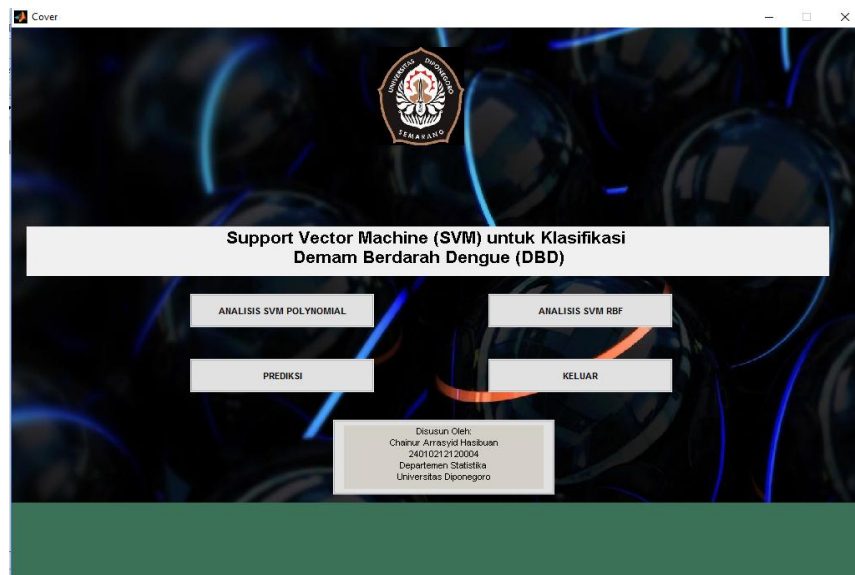
$$\text{Nilai akurasi} = \frac{9+17}{9+17+1+1} = \frac{26}{28} = 0,928571$$

- b. SVM dengan Fungsi Kernel *Radial Basis Function* (RBF)

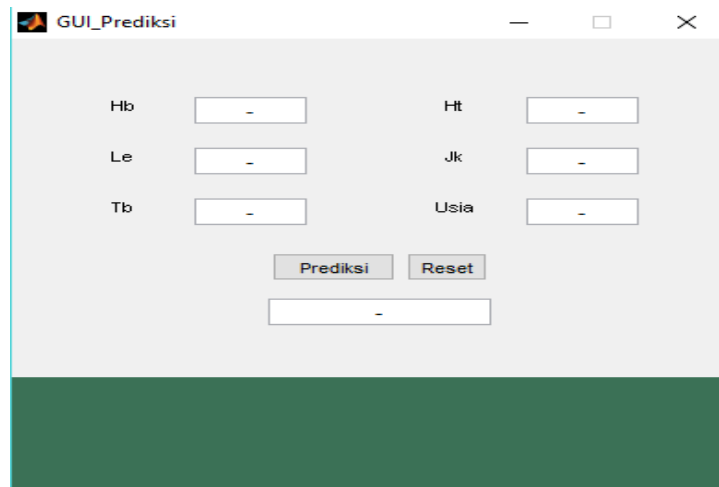
$$\text{Nilai akurasi} = \frac{7+18}{7+18+3+0} = \frac{25}{28} = 0,892857$$

#### 4.1. Klasifikasi Pasien Demam Berdarah Dengue (DBD) dengan GUI

Pada proses pengklasifikasian data Demam Berdarah Dengue (DBD) menggunakan GUI SVM yang telah dibuat, hanya memerlukan beberapa langkah sederhana untuk dapat melakukan pengklasifikasian. Langkah-langkah yang diperlukan yaitu *input* data, melakukan analisis yang meliputi menentukan jumlah kelas pada variabel respon, menentukan nilai parameter  $d$  (*degree*) dan  $C$  (*cost*), menentukan persentasi data latih dan data uji, menentukan metode evaluasi akurasi model yaitu *holdout* (acak), selanjutnya GUI dapat digunakan untuk prediksi status DBD seseorang.



**Gambar 1.** Tampilan Awal GUI



**Gambar 2.** Tampilan Prediksi Demam Berdarah Dengue (DBD) GUI SVM

## 5. KESIMPULAN

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan, diperoleh kesimpulan sebagai berikut :

1. *Hyperplane* terbaik yang didapatkan untuk klasifikasi data dengan metode *Support Vector Machine* (SVM) menggunakan Matlab 7.10.0 (R2010a) adalah sebagai berikut :
  - a. SVM dengan Fungsi Kernel *Polynomial*

$$f(z) = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i K(x_i, z) + 0,0037$$

- b. SVM dengan Fungsi Kernel *Radial Basis Function* (RBF)

$$f(z) = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i K(x, x_i) - 0,6918$$

2. Klasifikasi data diagnose penyakit Demam Berdarah Dengue (DBD) di RSI Sultan Agung, Semarang tahun 2015-2016 dengan metode *Support Vector Machine* (SVM) menggunakan Matlab 7.10.0 (R2010a) menghasilkan nilai akurasi terbaik pada fungsi kernel *Polynomial*, yaitu sebesar 96,4286 %.
3. Komputasi klasifikasi dengan *Support Vector Machine* (SVM) dari GUI Matlab memiliki hasil yang relatif sama dengan perhitungan menggunakan perangkat lunak yang sudah ada. Hal tersebut menunjukkan keberhasilan sintak dari program GUI Matlab yang disusun. Meskipun begitu, GUI Matlab yang telah disusun masih dapat dikembangkan.



## 6. DAFTAR PUSTAKA

- Bergstra, J., et al. 2012. *Random Search Hyperparameter Optimization*. J. Machine Learning Research 13:281---305: Canada
- Bhavsar, H dan Panchal, M.H. 2012. *A Review on Support Vector Machine for Data Classification*. Internasional Journal of Advanced Research in Computer Engineer & Technology (IJARCET) Volume 1, Issue 10, ISSN:2278-1323. India
- Chernecky, CC dan Berger, BJ. 2008. *Laboratory Test and Diagnostic Procedures 5Th edition*. Saunders-Elsevier.
- Gunn, S. R. 1998. *Support Vector Machine for Classification and Regression*. Technical Report. University of Southampton.
- Hastie. T. et al. 2001. *The Elemen of Statistical Learning: data mining, inference. and prediction*. New York: Springer-Verlag.
- Haykin, S. 1999. *Neural Network: A Comprehensive Foundation*. New Jersey: Prentice Hall.
- Henilayati, N. P. 2015. *Perbedaan Profil Laboratorium Penyakit Demam Berdarah Dengue*.
- Hsu, C.W, et al. 2004. *A Practical Guide to Support Vector Classification*. Departement of Computer Science and Information Engineering. National Taiwan University
- Jiswanto, J. 2012. *Demam Berdarah dan Diagonosa Laboratorium*. [online]. [diakses pada Juni 2016]. Tersedia pada: <http://www.sumbersehat.com/2012/06/demam-berdarah-dan-diagnosa.html>
- Kementrian Kesehatan Republik Indonesia. 2015. *Demam Berdarah Biasanya Meningkat Bulan Januari*. [diakses pada 20 Juni 2016] dalam: <http://www.depkes.go.id/article/view/15011700003/demam-berdarah-biasanya-mulai-meningkat-di-januari.html>.
- Kerami, D dan Murfi, H. 2004. *Kajian Generalisasi Support Vector Machine Dalam Pengenalan Jenis Splice Sites Pada Barisan DNA*. Universitas Indonesia. Makara, Sains, Vol. 8, No. 3, 89-95
- Kumala, F. 2010. *Penilaian Hasil Pemeriksaan Hematologi Rutin*. Cermin Dunia Kedokteran. 1983; 30: 28-31
- Leidiyana, H, 2013. *Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor Untuk Penentuan Resiko Kredit Kepemilikan Kendaraan Bermotor*. Jurnal Penelitian Ilmu Komputer, System Embedded & Logic 1(1) : 65-76
- Nuha, M.U., Arieshanti, I. dan Purwanto, Y. 2012. *Pengembangan Perangkat Lunak Prediktor Kebangkrutan Menggunakan Bagging Nearest Neighbor Support Vector Machine*. Jurnal Teknik Pomits Vol. 1, No. 1, 1-6. Surabaya

- Platt J.C.1998. *Fast Training of Support Vector Machines Using Sequential Minimal Optimization*. In B Scholkopf, CJC Burges, AJ Smola (eds),"Advances in Kernel Methods - Support Vector Learning,". MIT Press, Cambridge, MA.
- Prasetyo, E.2012.*Data Mining Konsep dan Aplikasi Menggunakan Matlab*.Yogyakarta:Andi
- Pradhan, A. 2012. *Support Vector Machine-A Survey*. International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering. Volume 2, Issue 8, ISSN 2250-2459.
- Rezeki, S., & Irawan, H. 1999. *Demam Berdarah Dengue : Naskah Lengkap Pelatihan bagi Pelatih Dokter Spesialis Anak & Dokter Spesialis Penyakit Dalam dalam Tatalaksana Kasus DBD*. Jakarta: Balai Penerbit Fakultas Kedokteran Universitas Indonesia.
- Santosa, B.2007.*Data Mining Teknik Pemanfaatan Data untuk Keperluan Bisnis*.Yogyakarta:Graha Ilmu
- Sekar, M.2014.*Klasifikasi Wilayah Desa-Perdesaan dan Desa-Perkotaan Wilayah Kabupaten Semarang dengan Support Vector Mechine (SVM)*. Jurnal Gaussian Vol. 3, No. 4 (2014):839-848
- Suhendro, Nainggolan, L, Chen, K, Pohan, H. T. 2006. *Demam Berdarah Dengue. Ilmu Penyakit Dalam*. Jakarta : 1709-1713.
- Vapnik, V.1995.*The Nature of Statistical Learning Theory*.Springer.Verlag: Berlin
- WHO. 2009. *DENGUE : Guidelines for Diagnosis, Treatment, Prevention and Control*. World Health Organization.
- WHO. 2011. *Haemoglobin Concentration for the Diagnosis of Anaemia and Assessment of Severity*. World Health Organization.