

Prosiding
ANNUAL RESEARCH SEMINAR 2016

6 Desember 2016, Vol 2 No. 1

ISBN : 979-587-626-0 | UNSRI

<http://ars.ilkom.unsri.ac.id>

Deteksi Spam Email Menggunakan Bayesian Network

Dendy Andrian¹

Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer
Universitas Sriwijaya
Palembang, Indonesia
Email : dendy.andrian@hotmail.com

Muhammad Fachrurrozi², Novi Yusliani³

Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer
Universitas Sriwijaya
Palembang, Indonesia
Email : {mfachrz, novi_yusliani}@unsri.ac.id

Abstrak—Email telah menjadi salah satu alat komunikasi internet yang mudah dan cepat. Tetapi masih banyak masalah yang dihadapi oleh pengguna *email*. Masalah utama yang sering dihadapi adalah meningkatnya jumlah *email* yang tidak diharapkan atau yang biasa disebut *spam*. *Email spam* dapat berdampak pada penyalahgunaan koneksi internet dan sangat *Bayesian Network*, tujuannya untuk mendapatkan metode yang sesuai. Berdasarkan hasil percobaan *software* ini, akurasi hasil yang didapatkan adalah 93.33% dimana dari 30 data *email* yang diuji terdapat 2 data *email* yang tidak *valid*. *Email spam* terdeteksi karena terdapat banyak kata – kata yang mengandung iklan, pornografi dan judi dalam *email* tersebut.

Keywords: *Bayesian network*, Deteksi *spam email*

I. PENDAHULUAN

Email telah menjadi salah satu alat komunikasi internet yang mudah dan cepat. Tetapi masih banyak masalah yang dihadapi oleh pengguna *email*. Masalah utama yang sering dihadapi adalah meningkatnya jumlah *email* yang tidak diharapkan atau yang biasa disebut *spam*. Pesan *spam* dapat berdampak pada penyalahgunaan koneksi internet dan sangat mengganggu pengguna. Pada umumnya, *spam* berisikan iklan, *link* situs yang tidak baik seperti pornografi dan virus yang dapat merusak komputer. Permasalahan tersebut, dapat diatasi dengan membuat sebuah anti *spam*. Anti *spam* ini berfungsi untuk mendeteksi *email* dan memberikan informasi kepada pengguna apabila terdapat suatu pesan yang memiliki potensial sebagai *spam*. Salah satu teknik untuk membuat anti *spam* adalah *Bayesian Network* (BN), yang dapat digunakan untuk memperkirakan kemungkinan bahwa pesan yang masuk adalah *spam*.

Metode *Bayesian Network* (BN) merupakan salah satu *Probabilistic Graphical Model* (PGM) yang dibangun dari teori probabilitas dan teori graf. Selain digunakan untuk

mendeteksi sebuah pesan *spam*, metode BN juga dapat digunakan untuk mendiagnosa suatu penyakit [1]. Penelitian ini menggunakan algoritma *Bayesian Network* (BN) untuk mendiagnosa suatu penyakit berdasarkan gejala.[2] melakukan analisis dalam teknik *email spam*. Penelitian ini menyajikan berbagai teknik anti *spam* seperti *whitelist/blacklist*, *Support Vector Machine* (SVM) dan *Bayesian Classifier*. [3] melakukan peningkatan algoritma Bayesian untuk mendeteksi *spam email*. Penelitian ini menyatakan algoritma Bayesian memiliki akurasi yang tinggi dalam melakukan deteksi *spam* dengan menghasilkan akurasi 90%. [4] melakukan deteksi *spam email* dalam bahasa Vietnam berdasarkan klasifikasi bahasa menggunakan algoritma Bayesian. Penelitian ini menyatakan algoritma Bayesian sangat efektif diterapkan untuk bahasa Inggris dan bahasa lainnya tetapi tidak efektif pada bahasa Vietnam. Sehingga algoritma Bayesian di kombinasi berdasarkan klasifikasi bahasa dan menghasilkan akurasi 9% lebih akurat dibandingkan dengan teknik lainnya. [7] melakukan deteksi *spam email* menggunakan *Natural language Processing* (NLP). Penelitian ini menyajikan analisis terhadap teknik anti *spam* pada bidang ilmu NLP yang dapat digunakan dalam mendeteksi *spam*, salah satunya adalah Bayesian klasifikasi. [5] melakukan klasifikasi menggunakan *Bayesian Network* (BN). Penelitian ini menyatakan BN lebih efektif dari teknik *Naive Bayes* dan *Tree Augmented Naive Bayes* (TAN) karena memiliki ketepatan klasifikasi yang konsisten dengan menghasilkan akurasi 90,49%.

Oleh karena itu, penelitian yang dilakukan dalam tugas akhir ini yaitu mengembangkan perangkat lunak untuk mendeteksi *spam email* dengan menggunakan metode *Bayesian Network* (BN). Dengan metode ini diharapkan, metode BN dapat menjadi metode yang efektif dalam mendeteksi *spam email*.

Prosiding
ANNUAL RESEARCH SEMINAR 2016
 6 Desember 2016, Vol 2 No. 1

II. METODE PENELITIAN

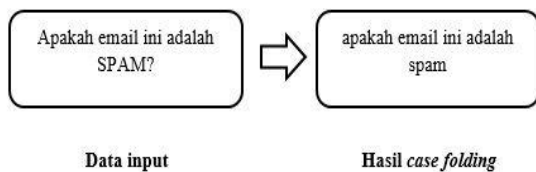
2.1. Natural Language Processing

Menurut [9] *Natural Language Processing* adalah suatu penelitian yang mengeksplorasi bagaimana komputer dapat digunakan untuk memahami dan memanipulasi teks bahasa alami untuk melakukan sesuatu yang bermanfaat.

2.2. Preprocessing

2.2.1. Case folding

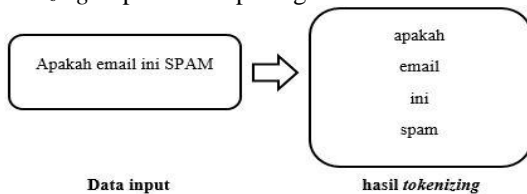
Case folding merupakan proses mengubah semua huruf dalam suatu kalimat menjadi huruf kecil. Gambar dari proses *case folding* dapat dilihat pada gambar II-1 dibawah ini :



Gambar II-1. Proses Case Folding

2.2.2. Tokenizing

Tokenizing adalah proses pemecahan kalimat menjadi kata-kata tunggal dilakukan dengan men-scan kalimat menggunakan pemisah *white space* seperti spasi, tab, dan *newline* [9]. Gambar dari proses *tokenizing* dapat dilihat pada gambar II-2.



Gambar II-2. Proses Tokenizing

2.3. Bayesian Network

BN adalah sebuah *Directed Acrylic Graph* (DAG) dan dilengkapi dengan *Conditional Probability distribution Table* (CPT) untuk setiap *nodenya*. Setiap *node* merepresentasikan sebuah *domain variable* dan setiap panah antar *node* merepresentasikan sebuah probabilitas. Secara umum BN dapat digunakan untuk menghitung probabilitas dari suatu *node* dengan memberi nilai pada *node* lain yang berhubungan.

Perhitungan nilai peluang pada struktur BN adalah dengan rumus sebagai berikut:

$$P(X_1, \dots, X_n) = \prod P(X_i | \text{parents}(X_i))$$

Tahapan yang dilakukan untuk membangun *Bayesian Network* yang mampu mengklasifikasi *email* berdasarkan klasifikasi yang dibuat untuk mendeteksi *spam email*. Pertama – tama *email* masukan diproses dan masuk ke dalam proses pra-pengolahan yaitu *casefolding* dan *tokenizing*. Proses *casefolding* yaitu proses mengubah semua huruf dalam suatu dokumen/kalimat menjadi huruf kecil. Selanjutnya masuk ke proses *tokenizing* yaitu proses pemecahan kalimat menjadi kata-kata tunggal dilakukan dengan men-scan kalimat menggunakan pemisah *white space* seperti spasi, tab, dan *newline*. Setelah proses *casefolding* dan *tokenizing* dilakukan selanjutnya masuk ke proses perhitungan nilai probabilitas menggunakan metode bayesian *network*. Proses yang terakhir yaitu membandingkan nilai probabilitas *email* tersebut termasuk ke dalam kategori *spam* atau bukan *spam*.

III. HASIL PENGUJIAN

Jumlah data yang digunakan pada penelitian ini adalah sebanyak 30 *email* dengan 15 *email spam* dan 15 *email* bukan *spam*. Hasil pengujian dideskripsikan pada tabel 1.

Tabel 1. Hasil Pengujian Data Spam

Email	Deteksi Email	Deteksi Perangkat lunak	Keterangan	Nilai Peluang
Email 1	Spam	Spam	Valid	14.26
Email 2	Spam	Spam	Valid	22.12
Email 3	Spam	Spam	Valid	40.00
Email 4	Spam	Spam	Valid	45.58
Email 5	Spam	Spam	Valid	41.09
Email 6	Spam	Spam	Valid	11.21
Email 7	Spam	Spam	Valid	11.41
Email 8	Spam	Non Spam	Tidak Valid	-4.10
Email 9	Spam	Spam	Valid	11.12
Email 10	Spam	Spam	Valid	10.92
Email 11	Spam	Spam	Valid	11.49
Email 12	Spam	Spam	Valid	11.41
Email 13	Spam	Spam	Valid	15.09
Email 14	Spam	Non Spam	Valid	-8.57
Email 15	Spam	Spam	Valid	11.24

Prosiding
ANNUAL RESEARCH SEMINAR 2016
 6 Desember 2016, Vol 2 No. 1

Tabel 2. Hasil Pengujian Data Bukan Spam

IV. KESIMPULAN

Email	Deteksi Email	Deteksi Perangkat lunak	Keterangan	Nilai Peluang
Email 1	Non Spam	Non Spam	Valid	-15.5
Email 2	Non Spam	Non Spam	Valid	-6.50
Email 3	Non Spam	Non Spam	Valid	-6.17
Email 4	Non Spam	Non Spam	Valid	-7.15
Email 5	Non Spam	Non Spam	Valid	-6.26
Email 6	Non Spam	Non Spam	Valid	-34.7
Email 7	Non Spam	Non Spam	Valid	-13.1
Email 8	Non Spam	Non Spam	Valid	-19.5
Email 9	Non Spam	Non Spam	Valid	-7.64
Email 10	Non Spam	Non Spam	Valid	-2.67
Email 11	Non Spam	Non Spam	Valid	-13.3
Email 12	Non Spam	Non Spam	Valid	-6.65
Email 13	Non Spam	Non Spam	Valid	-9.28
Email 14	Non Spam	Non Spam	Valid	-9.05
Email 15	Non Spam	Non Spam	Valid	-8.25

Banyaknya variasi isi dari *email* pada data pelatihan sangat mempengaruhi proses klasifikasi sehingga menghasilkan data yang tidak terklasifikasi dengan benar. Untuk itu jumlah data harus diperbanyak semakin banyak data pelatihan semakin akurat proses klasifikasi. Dari 30 *email* yang telah diujikan dengan menggunakan 100 data pelatihan *email spam* dan 100 data pelatihan *email bukan spam*, persentase hasil klasifikasi *email* menjadi *spam* atau bukan *spam* menggunakan metode Bayesian *network* pada perangkat lunak sebesar 93,33%.

REFERENSI

- [1] P. Suchanek, F. Marecki and R. Bucki , "Self-learning bayesian networks in diagnosis," *Procedia Computer Science*, vol. 35, pp. 1426 - 1435, 2014.
- [2] C. V. K. S. and S. G. , "A study on Email Spam Filtering Techniques," *International Journal Of Computer Applications (0975 - 8887)*, pp. Volume 12 - No. 1, 2010.
- [3] H. Yin and Z. Chaoyang , "An improved Bayesian Algorithm for Filtering Spam E-mail," *Internatioanal Symposium on Intelligence Information Processing and Trusted Computing*, 2011.
- [4] N. T. Anh, T. Q. Anh and N. N. Binh, "Vietnamese Spam Detection based on Language Classification," *IEEE*, 2008.
- [5] S. L. Ang, H. C. Ong and H. C. Low, "Classification Using the General Bayesian Network," *SCIENCE & TECHNOLOGY*, pp. 205 - 2011, 2016.
- [6] C.-H. Wu, "Behavior-based spam detection using a hybrid method of rule-based techniques and neural networks," *Expert Sytems with Application*, pp. 4321 - 4330, 2009.
- [7] R. Giyanani and M. Desai, "Spam Detection using Natural Language Processing," *IOSR Journal of Computer Engineering (IOSR-JCE)*, pp. 116-119, 2014.
- [8] Y. Gong and Q. Chen, "Research of Spam Filtering Based on Bayesian Algorithm," *International Conference on Computer Application and System Modeling (ICCSM 2010)*, 2010.

Berdasarkan hasil pengujian dengan 30 *email*, didapatkan beberapa hasil data pengujian yang tidak valid. Pada pengujian diatas dapat dilihat bahwa terdapat 2 *email* yang tidak valid, yaitu *email 8* dan *email 14*. Pada *email 8* dan *email 14* tidak terklasifikasi dengan benar karena isi dari *email 8* dan *email 14* lebih banyak mengandung kata bukan *spam* pada data pelatihan. Dari pengujian diatas didapatkan kesimpulan bahwa banyaknya variasi *email* pada data pelatihan sangat mempengaruhi proses klasifikasi sehingga menghasilkan data yang tidak terklasifikasi dengan benar. Dari pengujian diatas dapat dihitung akurasi pada tabel 3.

Tabel 3. Tabel Tingkat Akurasi

Klasifikasi	Valid	Tidak Valid
Spam	13	2
Bukan Spam	15	0
Tingkat Akurasi : $\frac{28}{30} \times 100\% = 93,33\%$		