

## Mendeteksi Anomali Menggunakan Algoritma Holt-Winters berdasarkan Tingkat Keyakinan dari Teorema Bayes

### *Anomaly Detection using Holt-Winters's Algorithm based on the Level Probability from Bayes's Theorem*

Aqmarina Qisthy Adhani<sup>1</sup>, Yudha Purwanto<sup>2</sup>, I. N Apraz Ramatryana<sup>3</sup>

<sup>1,2</sup>Prodi S1 Sistem Komputer, <sup>3</sup>Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom

<sup>1</sup> [qisthy@telkomuniversity.ac.id](mailto:qisthy@telkomuniversity.ac.id), <sup>2</sup> [omyudha@telkomuniversity.ac.id](mailto:omyudha@telkomuniversity.ac.id), <sup>3</sup> [ramatryana@telkomuniversity.ac.id](mailto:ramatryana@telkomuniversity.ac.id)

---

#### Abstrak

Trafik bisa diartikan sebagai suatu informasi yang berpindah dari *transmitter* ke *receiver*. Jaringan trafik tidak bisa dipastikan secara akurat kapan terjadinya suatu keadaan diluar batas normal trafik tersebut. Dalam penelitian ini dilakukan pendeteksian anomali yang terjadi pada masa yang akan datang pada suatu jaringan menggunakan algoritma Holt-Winters. Algoritma ini membutuhkan minimum satu deret data dalam satu musim sebelumnya, untuk memprediksi musim berikutnya. Hasil prediksi yang dihasilkanpun tidak akan menyamai dengan jumlah deret data yang sebelumnya dikarenakan sistem yang dihasilkan akan menurun tingkat keakuratannya. Bisa dilihat pada hasil bahwa deret data hasil prediksi ini mempunyai nilai akurasi sebesar untuk ftp 91%, untuk ftp-data 89% dan untuk telnet 88%.

**Kata kunci :** Trafik, Prediksi Anomali, Algoritma Holt-Winters, *Exponential Smoothing*, Teorema Bayes

---

#### Abstract

Traffic could be an information that moves from the transmitter to the receiver. Network traffic cannot be ascertained accurately when will the circumstance increase beyond normal limits. This research predicting the Anomaly in a network using the Holt-Winters Algorithm. This Algorithm is using exiting Anomaly data on that network to recount and to predict when will the Anomaly comes again. The result of prediction isn't as the same as the amount of the previous data series, it is because of the system's value of accuration will decreasing. As you can see that the results of the prediction of data series of ftp has the accuration 91%, ftp-data 89% and telnet 88%.

**Keywords:** *Traffic, Anomaly Prediction, Holt-Winters Algorithm, Exponential Smoothing, Bayes Theorem*

---

#### 1. Pendahuluan

Berkembangnya secara pesat dalam dunia jaringan internet dapat memberikan dampak positif dan negatif. Salah satu dampak negatif dari berkembangnya dunia internet adalah bagian keamanan pada jaringan internet. Keamanan jaringan merupakan suatu yang sering dilupakan oleh pengguna. Internet sering dianggap aman oleh pengguna, padahal dari internetlah *attacker* bisa berkembang dan mengambil informasi yang pengguna punya. Keamanan sistem dan jaringan juga mempunyai banyak jenisnya, salah satunya bisa melalui IDS (*Intrusion Detection System*).

IDS merupakan sebuah sistem atau fasilitas yang dibuat untuk mendeteksi trafik jaringan. Tugasnya adalah untuk mendeteksi aktivitas yang mencurigakan dan diterapkan dalam *Anomali-based Detection* yang bekerja dengan cara membandingkan sebuah kegiatan yang dipantau dengan sebuah kegiatan yang sudah dianggap normal. Namun, mempunyai kekurangan IDS hanya bisa mendeteksi sebuah serangan tersebut tanpa bisa mencegah dan mengatasi. Untuk mendeteksi kapan terjadinya anomali trafik, dibutuhkan suatu algoritma sendiri. Banyak algoritma-algoritma yang dapat digunakan, salah satunya Algoritma Holt-Winters.

Untuk mendeteksi anomali, Algoritma Holt-Winters mengambil data pada suatu sistem jaringan yang sudah ada. Dengan mengambil data dari data trafik sebelumnya, algoritma bisa memperkirakan kapan terjadinya anomali trafik di masa yang akan datang. Parameter keberhasilan dari pendeteksian anomali menggunakan Algoritma Holt-Winters ini berupa nilai akurasi yang tinggi yang dihitung menggunakan Teorema Bayes. Harapan dari penelitian ini adalah terbentuknya sebuah sistem jaringan yang bisa mendeteksi dan memprediksi anomali dengan cepat dan akurat.

## 2. Dasar Teori

### 2.1. Algoritma Holt-Winters

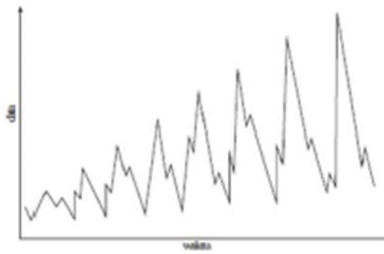
Algoritma Holt-Winters untuk *forecasting* dibuat oleh P.R. Winters.[6] Algoritma ini memungkinkan untuk memperhitungkan pola musiman. Algoritma itu sendiri terdiri dari dua metode: *exponential smoothing* dan *holt's method*. Dalam eksponensial, tidak akan mengambil nilai *trend* dan nilai musim untuk diperhitungkan. Sedangkan dalam metode *holt's* menghitung nilai tren tetapi bukan nilai musimnya. Tambahan untuk *holt's*, algoritmanya mempunyai persamaan untuk menghitung efek musim tersebut. Algoritma ini merupakan metode yang dapat menangani faktor musiman dan unsur kecenderungan yang muncul secara bersamaan pada deret data[19].

Algoritma Holt-Winters merupakan sebuah algoritma yang mutakhir yang menggunakan eksponensial. [7] Algoritma ini memperlihatkan bahwa *time series* bisa dibagi menjadi tiga yaitu[20]:

1. Nilai ramalan ( $\alpha$ ), *alpha* merupakan parameter yang mengontrol nilai *smoothing* pada pengamatan yang dilakukan. Jika nilai *alpha* mendekati 1 maka hanya pengamatan baru yang digunakan, sebaliknya jika *alpha* mendekati 0 maka pengamatan lain yang dihitung.
2. Nilai kemiringan slope ( $\beta$ ), *beta* merupakan parameter yang mengontrol nilai *smoothing* pada pengamatan yang baru untuk meramalkan kemunculan unsur kecenderungan atau unsur *trend*. Nilai *beta* berkisar dari 0 sampai 1.
3. Nilai efek musiman ( $\gamma$ ), *gamma* merupakan parameter yang mengontrol nilai *smoothing* pada pengamatan yang baru untuk meramalkan kemunculan unsur musiman. Nilai *gamma* berkisar dari 0 sampai 1.

### 2.2. Algoritma Holt-Winters Multiplikatif

Digunakan untuk variasi data musiman dari data deret waktu yang mengalami fluktuasi atau mengalami peningkatan atau penurunan. Model ini cocok untuk memprediksi deret berkala dimana amplitude pola musimannta proposional dengan tingkatan deret data[21].



Gambar 2.1 Contoh pola model multiplikatif

Pada akhir period ke- $t$ , nilai ramalan untuk peroid( $t+k$ ) diperoleh dari persamaan:

$$Y_{t+k} = L_t + kT_t + S_{t+k-c}$$

- $Y_t$  = Nilai yang ingin diramalkan  
 $L_t$  = Pemulusan eksponensial pada tahun ke- $t$   
 $T_t$  = Pemulusan unseur kecenderungan pada tahun ke- $t$   
 $S_t$  = Pemulusan faktor musiman  
 $c$  = Panjang musiman ( $c=3, c=4, c=6$  dst.)  
 $k$  = Periode waktu yang akan diramalkan

Dan nilai *smoothing*nya sebagai berikut:

1. Dengan rumus nilai pemulusan keseluruhan (level):

$$L_t = \alpha \frac{Y_t}{S_{t-c}} + (1-\alpha)(L_{t-1} + T_{t-1})$$

- $L_t$  = Pemulusan eksponensial pada tahun ke- $t$   
 $L_{t-1}$  = Pemulusan eksponensial pada tahun ke- $t-1$   
 $T_t$  = Pemulusan unseur kecenderungan pada tahun ke- $t$   
 $T_{t-1}$  = Pemulusan unseur kecenderungan pada tahun ke- $t-1$   
 $Y_t$  = Data ke- $t$   
 $\alpha$  = Konstanta pembobot pemulusan nilai eksponensial (0 sampai 1)  
 $S_t$  = Pemulusan faktor musiman  
 $c$  = Panjang musiman ( $c=3, c=4, c=6$  dst.)

2. Dengan rumus nilai kecenderungan (*trend*):

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta) T_{t-1}$$

Dimana:

- $\beta$  = Konstanta pembobot pemulusan nilai kecenderungan atau nilai *trend* (0 sampai 1)
- $L_t$  = Pemulusan eksponensial pada tahun ke-t
- $L_{t-1}$  = Pemulusan eksponensial pada tahun ke-t-1
- $T_t$  = Pemulusan unseur kecenderungan pada tahun ke-t
- $T_{t-1}$  = Pemulusan unseur kecenderungan pada tahun ke-t-1

3. Dengan rumus nilai pemulusan musiman (seasonal):

$$S_t = \gamma \frac{y_t}{L_t} + (1 - \gamma) S_{t-c}$$

Dimana:

- $y_t$  = Data ke-t
- $L_t$  = Pemulusan eksponensial pada tahun ke-t
- $S_t$  = Pemulusan faktor musiman
- $c$  = Panjang musiman (c=3, c=4, c=6 dst.)
- $\gamma$  = Konstanta pembobot pemulusan nilai musiman (0 sampai 1)

Besarnya nilai *alpha*, beta dan gamma yakni diantara 0 sampai 1 yang ditentukan secara subyektif atau dengan meminimalkan nilai kesalahan dari peramalan tersebut[13].  $S_{t-c}$  merupakan nilai estimasi factor musiman, dan c adalah panjang musiman.

### 2.3. Proses Inisialisasi

Proses inisialisasi atau penentuan awal nilai pada peramalan pada metode Holt-Winters ini diperlukan paling sedikit satu deret data atau satu informasi data musiman lengkap yaitu nilai c periode untuk menentukan estimasi awal nilai musiman  $S_{t-c}$ , dan juga untuk meramal faktor kecenderungan atau faktor *trend* dari suatu periode ke periode selanjutnya[21].

Untuk model multiplikatif nilai awal yang digunakan hampir semua sama, kecuali pada bagian penghalusan musiman, yaitu:

$$l_k = \frac{x_k}{S_0}$$

Dimana:

- $S_0$  = Nilai awal pemulusan eksponensial.
- $y_t$  = Data ke-t
- $c$  = Panjang musiman (c=3, c=4, c=6 dst.)

Nilai awal untuk pemulusan nilai kecenderungan atau nilai *trend*, yaitu:

$$b_0 = \frac{1}{l} \left( \frac{x_{t-1} - x_1}{l} + \frac{x_{t-2} - x_2}{l} + \dots + \frac{x_{t-l} - x_l}{l} \right)$$

Dimana:

- $b_0$  = Nilai awal faktor kecenderungan atau nilai *trend*.
- $y_t$  = Data ke-t
- $c$  = Panjang musiman (c=3, c=4, c=6 dst.)

Nilai awal untuk pemulusan musiman, yaitu:

$$l_k = x_k - S_0$$

Dimana:

- $l_k$  = Nilai awal untuk faktor musiman ke-k.
- $y_t$  = Data ke-t
- $k$  = Periode musiman musiman (k=1,2,3...c.)
- $S_0$  = Nilai awal pemulusan eksponensial.

### 2.4. Ketetapan Penerapan Algoritma

Keakuratan nilai *alpha*, beta, dan gamma juga harus dihitung guna menjadi penguatan bahwa nilai itu adalah yang terbaik dan mempunyai nilai presentasi error yang paling kecil. Untuk mengukur nilai keakuratan dari setiap model peramalan, dapat didapatkan dengan membandingkan nilai aktual dengan nilai yang diprediksikan. Untuk tingkat akurasinya dapat diukur dari nilai berikut:

1. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

Merupakan rata presentasi kesalahan pertama dari beberapa periode yang diramalkan. Semakin kecil nilai MAPE, semakin baik tingkat akurasi prediksinya.

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{t=1}^n \frac{(y_t - y'_t)}{y_t} \dots (2.16)$$

Dimana:

$Y_t$  = Nilai observasi

$Y'_t$  = Nilai peramalan

### 2.5. DARPA 1998

Data set DARPA 1998 dikumpulkan oleh The Cyber Systems and Technology Group yang sebelumnya dinamakan the DARPA Intrusion Detection Evaluation Group dari MIT Lincoln Laboratory, dibawah pengawasan dan disponsori oleh Defense Advanced Research Projects Agency (DARPA ITO) dan Air Force Research Laboratory (AFRL/SNHS). Mereka mengumpulkan data tersebut selama sembilan minggu kurang lebih terdiri dari 4,8juta rekaman trafik, yang didalamnya mengandung 22 jenis intrusi yang dikelompokan menjadi empat katagori utama yaitu, *Remote to User*, *User to Root*, *DOS(Denial of Service)*, dan *Probes*. Data yang mereka kumpulkan dan telah didistribusikan menjadi standar corpora pertama untuk mengevaluasi sistem intrusi jaringan komputer. Data set ini mempunyai format output *TCPDump* pada *Local Area Network (LAN)* yang didalamnya hampir mirip dengan jaringan pada angkatan udara USA yang disimulasikan. Mereka juga berkoordinasi dengan Laboratorium Penelitian Angkatan Udara, yang evaluasi formal, berulang, dan secara statistic signifikan dari sistem deteksi imtrusi. Data set ini sudah menjalani evaluasi pada tahun 1998 dan 1999 [4].

### 2.6. Teorema Bayes

Teorema Bayes dikemukakan oleh seorang pendeta Presbyterian Inggris pada tahun 1763 yang bernama Thomas Bayes. Teorema Bayes ini kemudian disempurnakan oleh Laplace. Teorema Bayes digunakan untuk menghitung probabilitas terjadinya suatu peristiwa berdasarkan pengaruh yang didapat dari hasil observasi. Teorema ini menerangkan hubungan antara probabilitas terjadinya peristiwa A dengan syarat peristiwa B telah terjadi dan probabilitas terjadinya peristiwa B dengan syarat peristiwa A telah terjadi. Teorema ini didasarkan pada prinsip bahwa tambahan informasi dapat memperbaiki probabilitas.[8]

Formula Bayes berdasarkan probabilitas statistika[9]:

$$P(B|A) = \frac{P(AB)}{P(A)} \dots (2.18)$$

Rumus probabilitas diatas menunjukan bahwa *event* B setelah *event* A, untuk mengestimasi kejadian diluar *event* diatas maka:

$$P(B_i|A) = \frac{P(A|B_i)P(B_i)}{\sum_{i=1}^n P(A|B_i)P(B_i)} \dots (2.19)$$

## 3. Pembahasan

### 3.1. Deskripsi Sistem



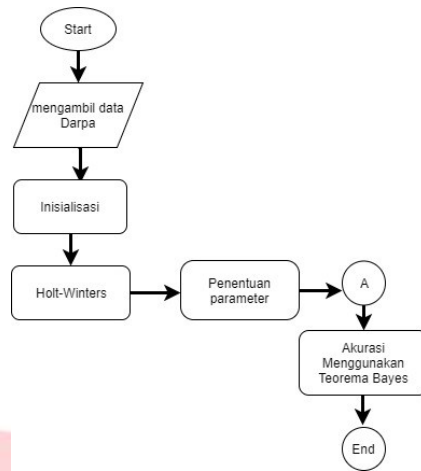
Gambar 3.1 Diagram Umum Sistem

Dari data set DARPA 1998 kemudian dilakukan analisis terhadap semua protokol yang ada pada data *Second Week Truth*. Dalam analisis tersebut akan mempelajari apakah data set DARPA 1998 ini bisa digunakan untuk Holt-Winters, dengan mengecek kedatangan anomali pada satu hari tersebut. Kedatangan anomali kemudian direpresentasikan dengan grafik pada Matlab untuk dilihat alur dan pola kedatangannya apakah pola tersebut mempunyai unsur-unsur yang diperlukan pada algoritma Holt-Winters.

Setelah dilakukan Analisa dan memastikan data set DARPA bisa dipakai, keluaran data yang sudah dianalisis di masukan ke dalam Algoritma Holt Winters pada Matlab. Keluaran dari Algoritma tersebut merupakan penambahan garis pada grafik yang sudah dianalisis yang merepresentasikan nilai prediksi dari Algoritma tersebut. Pengujian yang dilakukan merupakan pengetesan sistem pada *alpha*, *beta* dan *gamma* untuk mendapatkan hasil nilai MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) yang minimum agar mendapatkan nilai prediksi yang akurat juga dengan pengujian seberapa banyak data tersebut bisa efektif diprediksi. Hasil dari sistem juga dilakukan pengecekan kembali pada nilai akurasi agar lebih akurat dengan menggunakan Teorema Bayes yang akan menghasilkan persentase dari keberhasilan sistem tersebut.

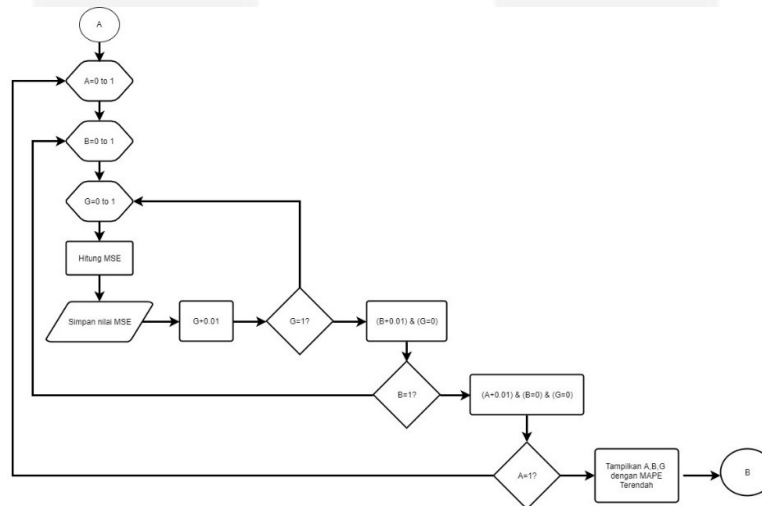
### 3.2. Perancangan Sistem

#### 3.2.1. Algoritma Holt-Winters



Gambar 3.2 Diagram Alir

1. Sistem mengambil data dari data set DARPA 1998.
2. Setelah sistem mengambil data pada hari Senin, maka sistem akan menganggap bahwa data tersebut merupakan data inisialisasi atau data yang menjadi acuan untuk memprediksi deret data yang selanjutnya.
3. Deret data tersebut akan dianalisis dan memilih mana data yang termasuk dengan parameter yang digunakan dalam algoritma Holt-Winters yaitu mencari deret data yang sesuai seperti pola nilai keseluruhan, nilai *trend* dan nilai musimannya.
4. Deret data kemudian di masukan ke rumus penunjang parameter Holt-Winters dengan urutan, nilai pemulusan keseluruhan, nilai pemulusan *trend* dan nilai pemulusan keseluruhan untuk pada akhirnya akan di masukan ke dalam rumus Holt-Winters.
5. Proses pencarian nilai *alpha*, beta, dan gamma agar nilai MAPEnya kecil dan hasil prediksi yang akurat. Nilai *alpha* merepresentasikan nilai pemulusan level keseluruhan, nilai beta merepresentasikan nilai pemulusan *trend*, dan nilai gamma merepresentasikan nilai pemulusan musiman.
6. Setelah mendapatkan nilai *alpha*, beta, dan gamma yang pas, deret data di masukan pada rumus prediksi Holt-Winters untuk mengetahui nilai prediksi deret data yang akan datang dan banyaknya anomali yang akan datang.
7. Deret data yang sudah diprediksi akan dibandingkan dengan deret data yang asli untuk mendapatkan nilai akurasi dari prediksi yang telah dilakukan menggunakan Teorema Bayes.



Gambar 3.4 Flowchart pencarian Alpha, Beta, Gamma dan nilai MAPE

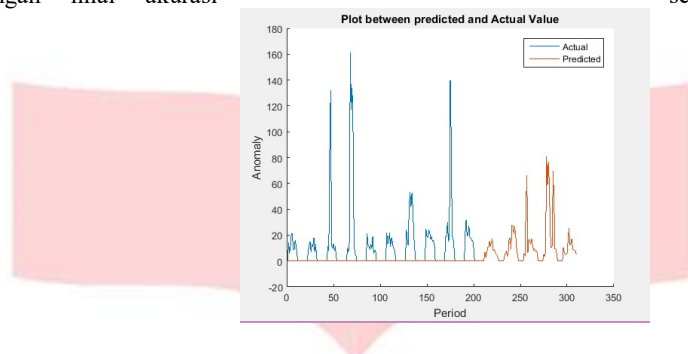
1. Parameter *alpha* bernilai dari 0 sampai 1.
2. Parameter beta bernilai 0 sampai 1.
3. Parameter gamma bernilai 0 sampai 1.
4. Hitung MSE untuk mencari nilai eror presentasi yang terkecil untuk meminimalisir nilai deret data agar nilai akurasinya tinggi dan deret data prediksi menjadi akurat.
5. Simpan nilai MSE.

6. Nilai  $\alpha$  dihitung dari 0 sampai dengan 1 dengan kenaikan 0.1 di setiap iterasinya. Dengan nilai  $\beta$  dan  $\gamma$  sama dengan 0.
7. Nilai  $\beta$  dihitung dari 0 sampai dengan 1 dengan kenaikan 0.1 di setiap iterasinya. Dengan nilai  $\gamma$  0 dan nilai  $\alpha$  yang sudah dilakukan iterasi.
8. Nilai  $\gamma$  dihitung dari 0 sampai dengan 1 dengan kenaikan 0.1 di setiap iterasinya.
9. Menampilkan nilai MAPE yang terkecil berdasarkan nilai MAPE yang sudah dihitung selama proses iterasi yang dilakukan sebelumnya.

**4. Pengujian dan Analisis**

**4.1 Analisis FTP**

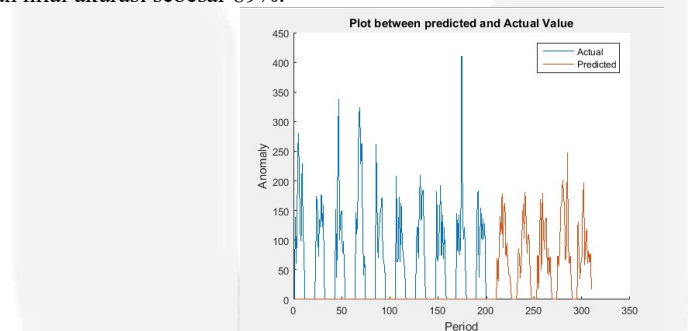
Dengan menggunakan data dari dua minggu belakangan untuk mendapatkan hasil prediksi satu minggu, mendapatkan  $\alpha$  sebesar 1,0,  $\beta$  sebesar 0,1 dan  $\gamma$  sebesar 0,1 berdasarkan nilai MAPE yang terkecil. Dengan nilai akurasi sebesar 91%.



**Gambar 4.1 Grafik Ftp**

**4.2 Analisis Ftp-data**

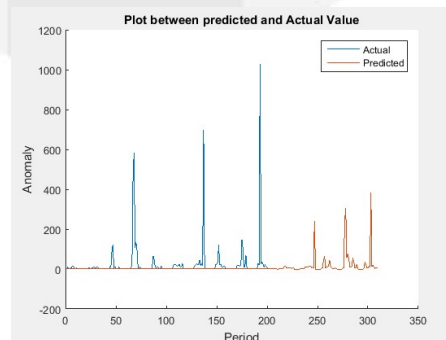
Dengan menggunakan data dari dua minggu belakangan untuk mendapatkan hasil prediksi satu minggu, mendapatkan  $\alpha$  sebesar 0,9,  $\beta$  sebesar 0,1 dan  $\gamma$  sebesar 1,0 berdasarkan nilai MAPE yang terkecil. Dengan nilai akurasi sebesar 89%.



**Gambar 4.1 Grafik Ftp-data**

**4.3 Analisis Telnet**

Dengan menggunakan data dari dua minggu belakangan untuk mendapatkan hasil prediksi satu minggu, mendapatkan  $\alpha$  sebesar 0,9,  $\beta$  sebesar 0,1 dan  $\gamma$  sebesar 1,0 berdasarkan nilai MAPE yang terkecil. Dengan nilai akurasi sebesar 88%.



**Gambar 4.3 Grafik Telnet**

#### 4.4 Teorema Bayes

Dengan menggunakan peluang kejadian dari anomali terhadap normal, maka akan menghasilkan level keyakinan terjadinya anomali setelah trafik normal. Tabel 4.4 menunjukkan hasil perhitungan dari teorema bayes, dengan *service* ftp menghasilkan probabilitas sebesar 0,52, *service* ftp-data sebesar 1,3 dengan arti *service* ftp-data ini mengandung lebih banyak anomali daripada normalnya, *service* telnet menghasilkan propabilitas sebesar 0,48. Dalam perhitungan teorema bayes ini sudah dipilih standar deviasi dengan nilai akurasi terbaik, hasil dari propabilitas pada teorema merupakan hanya mendeteksi label normal atau anomalnya saja, bukan dari *rate* atau nilai klasifikasinya.

Tabel 4.1 Teorema Bayes

Teorema Bayes			
A=anomali			
B=Normal			
	ftp	ftp-data	telnet
probability anomali	0.51	0.72	0.49
probability normal	0.49	0.27	0.51
total kejadian	100	100	100
P(B A)	0.5	0.5	0.5
P(A B)	0.520408	1.333333	0.480392

### 5. Kesimpulan dan Saran

#### 5.1. Kesimpulan

Dari hasil yang didapatkan dari penelitian ini, didapatkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Laju trafik yang dianggap anomali merupakan bergantung kepada nilai rata-rata dan nilai standar deviasi. Yang dikatakan anomali pada laju trafik merupakan laju trafik yang melebihi dari nilai maksimum dari standar deviasi,
2. Penggunaan dataset yang berbeda sangat mempengaruhi hasil dari prediksi ini, bahkan jika menggunakan jam yang berbeda pula bisa mempengaruhi hasil dari prediksi. Semakin terlihat bentuk musiman dan trendnya semakin tinggi tingkat akurasi dari Algoritma Holt-Winters.
3. Nilai *Threshold* mempengaruhi keakuratan dari sistem ini, nilai *threshold* harus menyesuaikan sistem dan dan diperlukannya *training data* untuk mendapatkan nilai yang tepat.
4. Semakin tinggi alpha akan menunjukkan semakin baik hasil prediksi, terlihat dengan nilai MAPE yang semakin mengecil. Untuk itu dilakukan percobaan kenaikan alpha yang lebih akurat dengan parameter beta dan gamma yang lebih kecil.
5. Algoritma Holt-Winters hanya bisa memprediksi data dalam jangka waktu yang pendek, dalam penelitian ini sistem hanya bisa berfungsi jika akan memprediksi deret data maksimal 50% dari deret data yang sudah ada.

#### 5.2. Saran

Saran untuk penelitian selanjutnya adalah:

1. Penggunaan dataset sebagai inputan tidak hanya berpatokan pada trafik normal dan anomali saja, namun menggunakan dataset tersebut sehingga bisa mendeteksi apakah anomali tersebut *flash crowd* atau DDoS.
2. Penggunaan dataset sebagai inputan tidak hanya berpatokan pada laju trafik normal atau anomali saja, namun menggunakan dataset tersebut sehingga dapat mendeteksi apakah anomali tersebut merupakan serangan.
3. Penggunaan Dataset World Cup untuk membandingkan hasil prediksi holt-winters. Karena Dataset World Cup dapat mempunyai unsur musiman yang lebih baik daripada Dataset DARPA.



**Daftar Pustaka:**

- [1] Shuying Chang, XUesong Qui, Zhipeng Gao, Ke Liu, Feng Qi. 2010. *A Flow-based Detection Method Using Sktech and Combinations of Traffic Features*.
- [2] International Telephone Union. 1992. The International Telegraph and Telephone Consultative Comitee ITU Rec. E.506, Forecasting International Traffic.
- [3] Yudha Purwanto, Kuspriyanto, Hendrawan, dan Budi Rahardjo. 2014. *Traffic Anomali Detection in DDoS Flooding Attack*. THE 8TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON TELECOMMUNICATION SYSTEM,SERVICES,AND APPLICATION.
- [4] Bagheri, E., Tavallae, M., Lu, W., & Ghorbani, A. A. 2009. *A Detailed Analysis of the KDD CUP 99 Data Set*. Proceedings of the 2009 IEEE Symposium on Computational Intelligence in Security and Defense Applications (CISDA 2009), 1-6.
- [5] Fauzan Baskoro, Iwan Iwut, Sofia Naning H. 2009. ANALISIS DAN IMPLEMENTASI ALGORITMA GENETIK UNTUK PREDIKSI TRAFIK.
- [6] P.R. Winter. 1960. Management Science, Vol. 6, No. 3.
- [7] Brutlag, J. 2000. *Abberant Behavior Detection in Time Series for Network Monitoring*, Proceedings of the 14<sup>th</sup> Systems Administration Conference (LISA 2000).
- [8] Nani Sujhaniati BR Purba. 2008. Peranan Teorema Bayes Dalam Pengambilan Keputusan.
- [9] Yuanbin Hou, Rong Fan, Xizi Chen, Tiantian Dong. 2016. *The Compensation algorithm based on Bayes theory of multi poin measurement fusion for methane concentration*.
- [10] Jarko Ekberg, Jorma Ylinen, Pekka Loula. 2011. *Network Behaviour Anomaly Detection Using Holt-Winters Algorithm*. THE 6TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON INTERNET TECHNOLOGY AND SECURED TRANSACTIONS.
- [11] Alex Soares de Moura, Sidney Cinha de Lucena. 2011. *ANOMALY DETECTION USING HOLT-WINTERS FORECAST MODEL*. IADIS International Conference WWW/Internet 2011, Volume: Annals of the 10th IADIS WWW/Internet 2011 Conference.
- [12] Bowerman, B.L., R. O'Connell, A. Koehler. 2004. *Forecasting, Time Series and Regression*. 4<sup>th</sup> ed, Thomson Brooks, Cole.
- [13] Makridakis, S., Wheelwright, S.C., McGee, V.E. 1983. *Forecasting: Methods and Applications*.I John Wiley and Sons. Inc., Canada.
- [14] Rob J. Hyndman, George Athanasopoulos. 2013. *Forecasting: Principles and Practice*. Otexts.
- [15] Supangat, A.M. 2007. *Statistika Dalam Kajian Deskriptif*. Gramedia Pustaka Utama, Jakarta
- [16] Box, G.E.P. and Jenkins. 1976. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. Holden-Day, San Francisco.
- [17] Cryer, J. D. dan Chan K.S. 2008. *Time Series Analysis with Applications in R*. Spriger, New York.
- [18] Enders, Walter. 2004. *Applied Econometric Time Series Second Edition*. New Jersey: Willey.
- [19] Kalekar, P.S. 2004. *Time Series Forecasting using Holt-Winters Exponential Smoothing*. Kanwal Rekhi School of Information Tecknology, India.
- [20] Mulyana. 2004. *Analisis Data Time Series*. Universitas Padjadjaran, Bandung.
- [21] Montgomery, D.C. 2008. *Introduction to Tome Series Analysis and Forecasting*. John Wiley and Sons. Inc., New Jersey.