

## Pemodelan dan Perhitungan Premi Asuransi Keamanan Siber dengan Model Non-Markov

Ivander Jeremy<sup>1</sup>, Felivia Kusnadi<sup>2\*</sup>, Benny Yong<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Pusat Studi Matematika dan Masyarakat, Jurusan Matematika, Universitas Katolik Parahyangan

\*e-mail: [felivia@unpar.ac.id](mailto:felivia@unpar.ac.id)

*Diajukan: 3 April 2021, Diperbaiki: 5 Mei 2022, Diterima: 30 Mei 2022*

### Abstrak

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi tidak hanya memberikan dampak positif, melainkan dampak negatif, khususnya pada sektor keamanan siber. Perusahaan asuransi perlu menciptakan produk asuransi yang relatif baru yaitu asuransi keamanan siber. Namun, pengembangan asuransi tersebut masih perlu diteliti lebih lanjut karena tidak adanya tabel aktuarial standar layaknya tabel mortalita pada asuransi jiwa. Artikel ini akan membahas tentang pemodelan proses infeksi dan pemulihan suatu simpul dan berbagai simpul lainnya yang saling terkoneksi dalam jaringan komputer di suatu perusahaan dengan model non-Markov pada kasus tidak adanya ketergantungan (independen) antara risiko keamanan siber, lalu melakukan metode simulasi Monte Carlo untuk memperoleh data-data percobaan dengan berbagai distribusi – Weibull, Lognormal, dan Gauss Invers – untuk perhitungan besar premi yang dikenakan oleh perusahaan asuransi kepada perusahaan tertanggung yang tertarik untuk membeli produk asuransi keamanan siber. Perhitungan premi dilakukan dengan menggunakan prinsip premi standar deviasi dan prinsip premi utilitas eksponensial. Hasil yang diperoleh adalah waktu infeksi dan pemulihan dengan distribusi yang berekor panjang memiliki harga premi yang lebih murah dibandingkan dengan distribusi yang berekor pendek.

**Kata Kunci:** asuransi keamanan siber, model non-Markov, simulasi Monte Carlo.

### Abstract

*The development of information and communication technology not only has positive impacts, but also negative impacts, especially in the cybersecurity sector. Insurance companies need to create a relatively new insurance product, namely cybersecurity insurance. However, development of cybersecurity insurance still needs further investigation because there is no standard actuarial table like mortality table in life insurance. This article will discuss the modeling of infection and recovery process of a node and various other connected nodes in a computer network of the company using non-Markov model in the case of absence of dependence between cybersecurity risks, applying the Monte Carlo simulation method to obtain experimental data with various distributions – Weibull, Lognormal, and Inverse Gaussian – for the calculation of premium charged by insurance companies to insured companies interested in purchasing cybersecurity insurance products. Standard deviation premium principle and exponential utility premium principle are used to calculate premium. We concluded that the infection and recovery time with a long-tailed distribution has a lower premium price compared to those with a short-tailed distribution.*

**Keywords:** cybersecurity insurance, non-Markov model, Monte Carlo simulation.

## 1 Pendahuluan

Perkembangan Teknologi Informasi dan Komunikasi yang berkembang sangat pesat membawa dampak positif dan negatif, khususnya dampak negatif pada sektor keamanan siber seperti pembajakan data suatu perusahaan oleh pihak tertentu, pembobolan rekening nasabah di bank, dan sebagainya. Perusahaan asuransi berupaya menawarkan produk asuransi keamanan siber agar calon perusahaan tertanggung dapat mengalihkan risiko kehilangan atau kerugian yang dialami [1]. Asuransi keamanan siber memiliki ciri khusus yaitu terdapat jaringan komputer yang terdiri atas beberapa komputer maupun *server* yang dinotasikan sebagai kumpulan simpul yang saling terhubung sehingga jika salah satu simpul terserang atau dibajak (selanjutnya akan disebut sebagai kejadian infeksi) [2], akan memunculkan potensi simpul lain dapat terinfeksi. Selain itu, terdapat permasalahan minimnya data yang dapat diakses [3], terutama data keuangan, karena calon perusahaan tertanggung cenderung tidak ingin menunjukkan catatan historis peristiwa infeksi pada jaringan komputer karena khawatir hal tersebut dapat merusak reputasinya.

Berikut adalah beberapa penelitian terkait pemodelan keamanan siber yang pernah dibahas. Xu dan Hua [4] menerapkan simulasi Monte Carlo untuk memodelkan risiko keamanan siber, baik hubungan antarsimpul yang independen maupun dependen. Kosub [5] meneliti pemodelan dan manajemen risiko keamanan siber. Schwartz dan Sastry [6] mengembangkan pengelolaan risiko keamanan siber pada jaringan interdependen skala besar. Penelitian sebelumnya mengasumsikan simpul yang sedang dalam kondisi terinfeksi tetap dapat diserang [4, 5]. Berdasarkan Xu dan Hua [4], artikel ini membahas kasus tanpa adanya ketergantungan pada model non-Markov dengan menambahkan pembahasan menggunakan distribusi Gauss Invers untuk waktu yang dibutuhkan agar simpul terinfeksi maupun kembali pulih, menggunakan prinsip standar deviasi dan prinsip utilitas eksponensial untuk menghitung premi, serta menganalisis pengaruh ekor distribusi terhadap premi.

Batasan masalah yang diterapkan dalam artikel ini adalah simpul asal akan menginfeksi simpul tetangganya, proses infeksi hanya akan terjadi pada simpul yang sedang dalam kondisi aman, proses infeksi maupun pemulihan pada masing-masing simpul memiliki distribusi yang sama, tingkat keamanan semua komputer dan *server* adalah sama, serta tidak ada perubahan topologi jaringan komputer selama kontrak asuransi berlangsung.

## 2 Model Penyebaran

Misalkan terdapat  $n$  buah simpul pada jaringan komputer yang dapat direpresentasikan sebagai sebuah graf tidak langsung  $\Gamma = (V; E)$ . Notasi  $V$  menyatakan himpunan simpul dan  $E$  menyatakan himpunan kabel konektor serta  $(u, v) \in E$  menyatakan simpul  $u$  dan  $v$  saling

terhubung sehingga masing-masing simpul dapat saling menyerang satu sama lain. Matriks ketetanggaan  $A$  dari graf  $\Gamma$  dengan entri  $a_{vu} = 1$  jika dan hanya jika  $(u, v) \in E$  dan  $a_{vu} = 0$  untuk yang lain sehingga  $a_{vv} = 0$ . Status dari simpul-simpul di jaringan komputer pada waktu  $t$  direpresentasikan sebagai

$$(I_1(t), I_2(t), \dots, I_n(t)), \quad (1)$$

dengan  $I_v(t) = 1$  menyatakan simpul  $v$  dalam status terinfeksi pada waktu  $t$  dan  $I_v(t) = 0$  menyatakan simpul  $v$  dalam status aman pada waktu  $t$ . Vektor peluang infeksi dinotasikan:

$$p^T(t) = (p_1(t), p_2(t), \dots, p_n(t)), \quad (2)$$

dengan  $p_j(t) = P(I_j(t) = 1)$ , untuk  $j = 0, 1, 2, \dots, n$ .

### 2.1 Model Non-Markov

Pada model non-Markov diasumsikan bahwa untuk sembarang simpul  $v$ , terdapat  $D_v$  buah simpul yang terinfeksi, bertetangga, dan dapat menyerang simpul  $v$ . Waktu untuk terinfeksinya simpul  $v$  yang diakibatkan oleh simpul yang bertetangga dan sedang terinfeksi diwakilkan oleh barisan peubah acak  $(Y_{v_1}, Y_{v_2}, \dots, Y_{v_{D_v}})$  dengan distribusi marginal yang sama yaitu  $F$ . Waktu untuk terinfeksinya simpul  $v$  dari luar jaringan diwakilkan oleh peubah acak  $Z_v$  dengan distribusi  $G_v$ . Karena

$$D_v = \sum_{j=1}^n a_{vj} \cdot I_j, \quad (3)$$

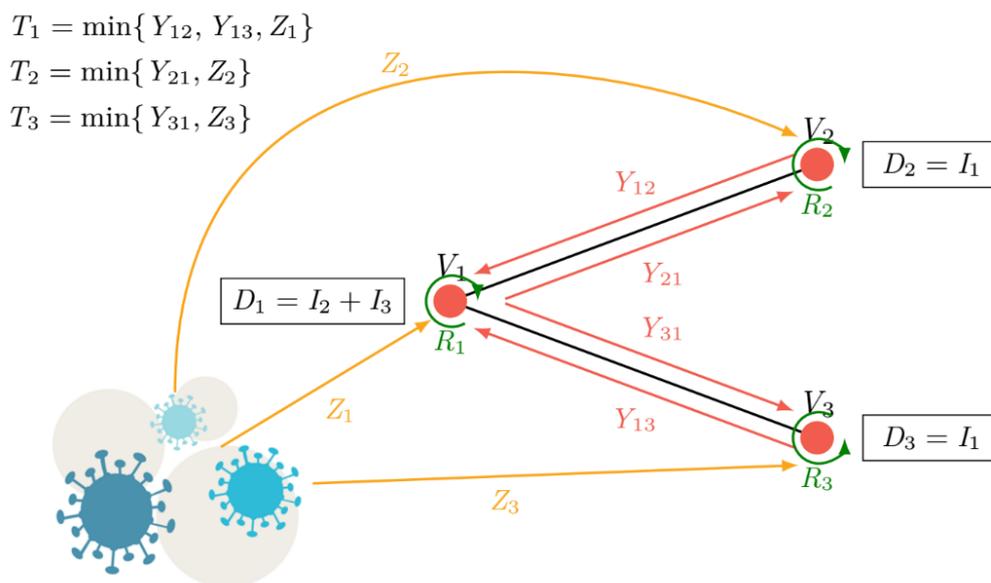
maka waktu untuk terinfeksinya simpul  $v$  adalah

$$T_v = \min(Y_{v_1}, Y_{v_2}, \dots, Y_{v_{D_v}}, Z_v). \quad (4)$$

Waktu untuk pemulihan suatu simpul  $v$  yang terinfeksi dinotasikan oleh  $R_v$ . Ekspektasi dari  $D_v$  adalah

$$\mathbb{E}(D_v) = \mathbb{E}[\sum_{j=1}^n a_{vj} \cdot I_j] = \sum_{j=1}^n a_{vj} \cdot p_j. \quad (5)$$

Sebagai ilustrasi, perhatikan Gambar 1. Terdapat 3 buah simpul yang dinotasikan sebagai  $V_1, V_2$ , dan  $V_3$ . Simpul 1 terhubung dengan simpul 2 dan 3, namun simpul 2 dan 3 tidak terhubung.



**Gambar 1.** Ilustrasi Proses Infeksi dan Penyembuhan

Simpul 1 dapat menyerang 2 buah simpul lainnya, sedangkan masing-masing simpul 2 dan 3 hanya dapat menginfeksi simpul 1. Simpul 1 dapat menginfeksi simpul 2 dalam waktu  $Y_{21}$ , sedangkan simpul 2 dapat menginfeksi simpul 1 dalam waktu  $Y_{12}$ . Begitu pula untuk simpul 1 dan 3.  $Z_1, Z_2$ , dan  $Z_3$  menyatakan waktu simpul 1, 2, dan 3 dapat terinfeksi karena serangan dari luar. Oleh karena itu,  $T_1, T_2$ , dan  $T_3$  menyatakan waktu minimum masing-masing simpul dapat terinfeksi karena serangan dari dalam atau luar jaringan. Selain itu,  $R_1, R_2$ , dan  $R_3$  masing-masing menyatakan waktu pulihnya simpul yang terinfeksi bagi simpul 1, 2, dan 3.

Seperti halnya model Markov, penyebaran wabah pada model non-Markov juga dapat memasuki keadaan stasioner. Peluang simpul  $v$  terinfeksi adalah

$$p_v = \frac{\mathbb{E}(R_v)}{\mathbb{E}(R_v) + \mathbb{E}(T_v)} \tag{6}$$

Untuk kasus saling bebas, ekspektasi dari  $T_v$ , yaitu rata-rata waktu agar simpul  $v$  terinfeksi.

$$\mathbb{E}(T_v) = \mathbb{E} \left( \int_0^\infty \bar{F}^{D_v}(t) \cdot \bar{G}_v(t) dt \right)$$

dengan  $\bar{F}(t)$  dan  $\bar{G}_v(t)$  merupakan fungsi bertahan hidup untuk waktu infeksi dari simpul tetangga dan luar jaringan. Berdasarkan [4], dapat diterapkan pertidaksamaan Jensen yang menghasilkan

$$\mathbb{E} \left( \int_0^\infty \bar{F}^{D_v}(t) \cdot \bar{G}_v(t) dt \right) \geq \int_0^\infty \bar{F}^{\mathbb{E}(D_v)} \cdot \bar{G}_v(t) dt,$$

$$p_v \leq \frac{\mathbb{E}(R_v)}{\mathbb{E}(R_v) + \int_0^\infty \bar{F}^{\sum_{j=1}^n a_{vj} p_j}(t) \cdot \bar{G}_v(t) dt}$$

Oleh karena itu, aproksimasi batas atas peluang infeksi suatu simpul  $v$  dengan bentuk

$$p_v^* = \frac{\mathbb{E}(R_v)}{\mathbb{E}(R_v) + \int_0^\infty \bar{F}^{\sum_{j=1}^n a_{vj} p_j^*}(t) \cdot \bar{G}_v(t) dt} \tag{7}$$

Aproksimasi batas atas peluang infeksi suatu simpul  $v$  dengan proses infeksi dan pemulihan yang berdistribusi ekor panjang Weibull, Lognormal, dan Gauss Invers [7] pada Tabel 1.

Tabel 1. Aproksimasi Batas Atas Peluang Infeksi Suatu Simpul  $v$

Distribusi	Aproksimasi Batas Atas Peluang Infeksi Suatu Simpul $v$
Weibull	$p_v^* = \frac{\frac{1}{\delta_v} \cdot \Gamma\left(1 + \frac{1}{\alpha_3}\right)}{\frac{1}{\delta_v} \cdot \Gamma\left(1 + \frac{1}{\alpha_3}\right) + \int_0^\infty \exp(-(\epsilon_v \cdot t)^{\alpha_2} - (\beta \cdot t)^{\alpha_1} \sum_{j=1}^n a_{vj} \cdot p_j^*) dt}$
Lognormal	$p_v^* = \frac{\exp\left(\mu_v + \frac{\sigma_v^2}{2}\right)}{\exp\left(\mu_v + \frac{\sigma_v^2}{2}\right) + \int_0^\infty \left(1 - \Phi\left(\frac{\ln(t) - \mu_2}{\sigma_2}\right)\right) \cdot \left(1 - \Phi\left(\frac{\ln(t) - \mu_1}{\sigma_1}\right)\right)^{\sum_{j=1}^n a_{vj} p_j^*} dt}$ <p>dengan <math>\Phi(\cdot)</math> merupakan fungsi distribusi kumulatif normal standar.</p>
Gauss Invers	$p_v^* = \frac{\mu_v}{\mu_v + \int_0^\infty U(t) \cdot W(t)^{\sum_{j=1}^n a_{vj} p_j^*} dt}$ <p>dengan</p> $U(t) = \left(1 - \left(\Phi\left(\sqrt{\frac{\lambda_2}{t}} \cdot \left(\frac{t}{\mu_2} - 1\right)\right) + \exp\left(\frac{2 \cdot \lambda_2}{\mu_2}\right) \cdot \Phi\left(-\sqrt{\frac{\lambda_2}{t}} \cdot \left(\frac{t}{\mu_2} - 1\right)\right)\right)\right)$ <p style="text-align: right;">dan <math>W(t) =</math></p> $\left(1 - \left(\Phi\left(\sqrt{\frac{\lambda_1}{t}} \cdot \left(\frac{t}{\mu_1} - 1\right)\right) + \exp\left(\frac{2 \cdot \lambda_1}{\mu_1}\right) \cdot \Phi\left(-\sqrt{\frac{\lambda_1}{t}} \cdot \left(\frac{t}{\mu_1} - 1\right)\right)\right)\right)$

### 2.2 Proses Infeksi dan Pemulihan pada Jaringan Komputer

Proses infeksi dan pemulihan pada jaringan komputer diilustrasikan seperti pada Gambar 1. Simpul  $v$  berstatus aman pada saat  $T = 0$ , proses infeksi pertama terjadi pada saat  $T = t_1$ , kembali pulih pada saat  $T = t_2$ , kemudian terinfeksi lagi pada saat  $T = t_3$ , dan seterusnya. Terdapat dua jenis kerugian yang terjadi karena proses infeksi.

- Kerugian yang disebabkan proses infeksi pada simpul  $v$  terkait data:

$$\eta_v(L_{v,i}) = c \cdot L_{v,i} \tag{8}$$

dengan  $\eta_v(\cdot)$  merupakan fungsi biaya yang diakibatkan oleh proses infeksi,  $L_{v,i}$  merupakan nilai dari hilangnya data kali ke- $i$  pada simpul  $v$ ,  $\omega_v$  merupakan nilai

kekayaan awal simpul  $v$ , dan  $c$  merupakan tingkat biaya yang diakibatkan infeksi. Kerugian jenis pertama pada simpul  $v$  akan diasumsikan mengikuti distribusi Beta dengan fungsi kepadatan peluang

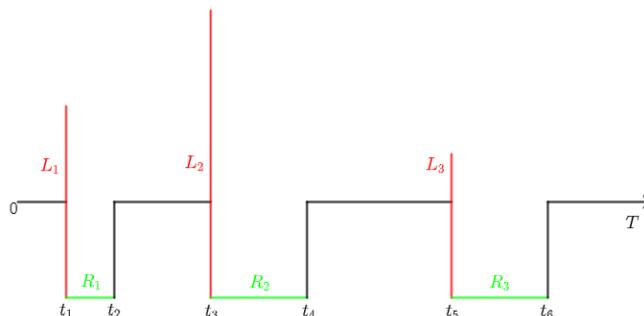
$$f_{L_v}(x) = \frac{1}{(\omega_v)^{a+b+1}} \cdot \frac{1}{B(a,b)} \cdot x^{a-1} \cdot (\omega_v - x)^{b-1}, \quad (9)$$

dengan  $0 \leq x \leq \omega_v$  dan parameter bentuk  $a, b > 0$ .

- Hilangnya potensi pemasukan karena sistem komputer tidak dapat beroperasi seperti normal (*opportunity cost*):

$$C_v(R_{v,i}) = c_1 \cdot \omega_v + c_2 \cdot R_{v,i}, \quad (10)$$

dengan  $C_v(\cdot)$  merupakan fungsi biaya dikarenakan simpul  $v$  tidak dapat beroperasi,  $R_{v,i}$  ialah durasi simpul  $v$  tidak dapat beroperasi untuk kali ke- $i$ ,  $c_1$  merupakan tingkat biaya akibat simpul yang terinfeksi, dan  $c_2$  merupakan tingkat biaya dari *opportunity cost*.



**Gambar 2.** Siklus Proses Infeksi dan Pemulihan yang Terjadi pada Simpul  $v$

Oleh karena itu, kerugian kumulatif untuk simpul  $v$  sampai saat  $t$  dapat dinyatakan sebagai

$$S_v(t) = \sum_{i=1}^{M_v(t)} (\eta_v(L_{v,i}) + C_v(R_{v,i}))$$

dengan  $M_v(t)$  merupakan banyak kejadian infeksi pada simpul  $v$  sampai saat  $t$ , sedangkan total kerugian kumulatif yang dialami sampai saat  $t$  adalah

$$S(t) = \sum_{v=1}^n S_v(t).$$

Berikut ini merupakan algoritma untuk melakukan simulasi kontrak risiko keamanan siber selama 365 hari (1 tahun) dengan menggunakan metode simulasi Monte Carlo.

**Algoritma**                      Simulasi kontrak risiko keamanan siber selama 365 hari

**Masukan**                      : Matriks ketetangaan dari jaringan komputer, durasi kontrak, banyak simulasi, distribusi untuk proses infeksi dan pemulihan jaringan komputer, serta parameter dari proses infeksi, proses pemulihan, dan fungsi kerugian.

**Langkah** :

1. Bangkitkan durasi pemulihan acak  $r_1, r_2, \dots, r_m$ , dengan  $m$  merupakan banyak simpul yang terinfeksi saat  $t$ .
2. Bangkitkan durasi infeksi secara acak  $y_1, y_2, \dots, y_{d_v}, z_v$ , dengan  $y_i$  merupakan waktu infeksi dari dalam jaringan,  $d_v$  merupakan banyak tetangga simpul  $v$  yang terinfeksi, dan  $z_v$  merupakan waktu infeksi dari luar jaringan.
3. Tentukan peristiwa yang terjadi terlebih dahulu dan catat durasi peristiwa yang terjadi terlebih dahulu  $t_1 = \min\{r_1, r_2, \dots, r_m, y_1, y_2, y_{d_v}, z_v\}$ .
4. Catat setiap peristiwa infeksi atau pemulihan yang terjadi, serta ubah status simpulnya. Hitung besar kerugian untuk setiap simpul  $v$  yang terinfeksi.
5. Akumulasi waktu saat  $t$  ( $t_{lama}$ ) dengan durasi dari peristiwa yang terjadi terlebih dahulu ( $t_1$ ) sehingga  $t_{baru} = t_{lama} + t_1$ .
6. Ulangi kembali langkah 1 hingga waktu  $t_{baru}$  melebihi 365 hari.

**Keluaran** : Rata-rata, standar deviasi, nilai minimum, dan nilai maksimum dari banyak kejadian infeksi dan kerugian kumulatif untuk masing-masing simpul  $v$ .

### 2.3 Prinsip Perhitungan Premi

- Prinsip Premi Standar Deviasi [4], [8]

Besar premi  $P(X)$  yang diterapkan pada prinsip premi standar deviasi adalah

$$P(X) = \mathbb{E}(X) + \lambda \cdot \sqrt{\text{Var}(X)}, \quad (11)$$

dengan  $\lambda > 0$  merupakan parameter *risk loading*.

- Prinsip Premi Utilitas Eksponensial [9], [10]

Prinsip premi utilitas eksponensial berasal dari prinsip kesetaraan utilitas (*principle of equivalent utility*), dengan besar premi  $P(X)$  diperoleh dengan menyelesaikan persamaan

$$u(\omega) = \mathbb{E} \left( u(\omega - X + P(X)) \right),$$

dengan  $\omega$  merupakan kekayaan awal, dan  $u(\cdot)$  merupakan fungsi utilitas yang digunakan adalah

$$u(\omega) = \begin{cases} \frac{1 - e^{-\gamma \cdot \omega}}{\gamma}, & \gamma \neq 0; \\ \omega & , \gamma = 0, \end{cases}$$

dengan  $\gamma$  ialah parameter tingkat preferensi risiko. Perhitungan premi  $P(X)$  dapat diperoleh sebagai

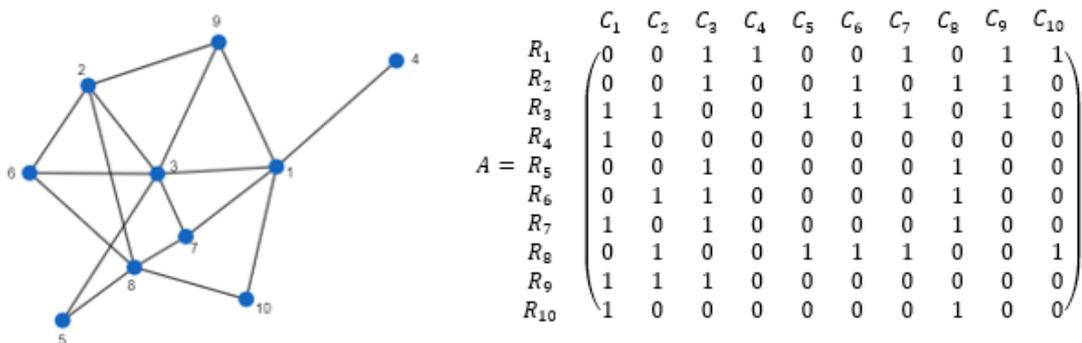
$$P(X) = \frac{\ln(\mathbb{E}(e^{\gamma \cdot X}))}{\gamma}. \quad (12)$$

### 3 Hasil dan Pembahasan

Berdasarkan Persamaan (8), (9), dan (10), berikut ini merupakan parameter-parameter yang digunakan untuk fungsi kerugian.

$$(a, b, c, c_1, c_2, \omega_v) = (2, 4, 10^{-3}, 10^{-7}, 5 \times 10^{-5}, \$1000).$$

Gambar 2 merupakan contoh jaringan komputer sederhana dari calon perusahaan bertanggung beserta matriks ketetanggaannya yang terbentuk.



**Gambar 3.** Contoh Jaringan Komputer Sederhana Beserta Matriks Ketetanggaannya

Banyaknya simulasi adalah 500, lama kontrak adalah 365 hari (1 tahun), dan status semua simpul aman saat kontrak dimulai. Kuantitas yang dihitung dari simulasi adalah banyak kejadian infeksi ( $N$ ) dan besar kerugian kumulatif ( $S$ ) selama kontrak berlangsung. Parameter yang digunakan untuk Persamaan (11) adalah  $\lambda = 0,2$  dan untuk Persamaan (12) adalah  $\gamma = 0,5$ . Notasi  $P_1$  dan  $P_2$  menyatakan besar premi berdasarkan prinsip standar deviasi dan prinsip utilitas eksponensial.

Berikut hasil simulasi pemilihan distribusi berbeda antara keempat distribusi dengan nilai rata-rata dan variansi yang sama. Diasumsikan nilai parameter memiliki satuan hari per kejadian:  $\mathbb{E}(Z_v) = 3,5$ ,  $\text{Var}(Z_v) = 2$ ,  $\mathbb{E}(Y_{v_i}) = 4$ ,  $\text{Var}(Y_{v_i}) = 1,5$ ,  $\mathbb{E}(R_v) = 2$ , dan  $\text{Var}(R_v) = 1$ .

#### 3.1 Simulasi dengan menggunakan distribusi Weibull

Untuk sembarang simpul  $v$ , dengan  $v = 1, 2, \dots, 10$ , memiliki proses infeksi dan pemulihan berdistribusi Weibull dengan parameter sebagai berikut.

$$(\beta; \alpha_1; \epsilon; \alpha_2; \delta; \alpha_3) = (0,2254; 3,6306; 0,254; 2,6654; 0,4428; 2,1013).$$

Rata-rata waktu untuk terinfeksinya masing-masing simpul adalah

$$\mathbb{E}(T^*) = (2,6944; 2,774; 2,6107; 3,2126; 3,0194; 2,8804; 2,8783; 2,6944; 2,8804; 3,0224),$$

dan aproksimasi peluang batas atas infeksi untuk masing-masing simpul adalah

$$p^* = (0,426; 0,4189; 0,4338; 0,3837; 0,3985; 0,4098; 0,41; 0,426; 0,4098; 0,3982).$$

Tabel 2. Hasil Simulasi untuk Distribusi Weibull

Simpul	$\mathbb{E}(N)$	$\sqrt{\text{Var}(N)}$	$\mathbb{E}(S)$ (\$)	$\sqrt{\text{Var}(S)}$ (\$)	$P_1$ (\$)	$P_2$ (\$)
1	17,432	3,4271	5,7479	1,332	6,0143	6,2129
2	16,682	3,1725	5,5941	1,2802	5,8501	6,0244
3	17,84	3,2378	5,9476	1,2804	6,2037	6,3715
4	15,104	3,2506	5,0403	1,2831	5,2969	5,4763
5	15,606	3,1867	5,1603	1,2634	5,413	5,5767
6	16,32	3,2439	5,4014	1,2741	5,6562	5,8237
7	16,224	3,3359	5,4402	1,2657	5,6933	5,8648
8	17,258	3,2761	5,8126	1,2735	6,0673	6,2342
9	16,17	3,3183	5,4228	1,3172	5,6863	5,8612
10	15,54	3,1414	5,2077	1,3015	5,468	5,6478
Jaringan	164,176	4,5798	54,7748	2,7765	55,3301	56,5786

### 3.2 Simulasi dengan menggunakan distribusi Lognormal

Untuk sembarang simpul  $v$ , dengan  $v = 1, 2, \dots, 10$ , memiliki proses infeksi dan pemulihan berdistribusi Lognormal dengan parameter sebagai berikut.

$$(\mu_1; \sigma_1^2; \mu_2; \sigma_2^2; \mu_v; \sigma_v^2) = (1,1771; 0,3889^2; 1,3415; 0,2994^2; 0,5816; 0,4724^2).$$

Rata-rata waktu untuk terinfeksi masing-masing simpul adalah

$$\mathbb{E}(T^*) = (2,5813; 2,683; 2,4656; 3,4209; 3,0663; 2,8393; 2,8351; 2,5799; 2,8394; 3,0735),$$

dan aproksimasi peluang batas atas infeksi untuk masing-masing simpul adalah

$$p^* = (0,4366; 0,4271; 0,4479; 0,3689; 0,3948; 0,4133; 0,4136; 0,4367; 0,4133; 0,3942).$$

Tabel 3. Hasil Simulasi untuk Distribusi Lognormal

Simpul	$\mathbb{E}(N)$	$\sqrt{\text{Var}(N)}$	$\mathbb{E}(S)$ (\$)	$\sqrt{\text{Var}(S)}$ (\$)	$P_1$ (\$)	$P_2$ (\$)
1	11,764	3,1305	3,9528	1,2501	4,2029	4,362
2	10,866	2,9742	3,6396	1,1686	3,8733	3,992
3	12,612	3,1319	4,1898	1,2523	4,44	4,6303
4	8,046	2,6476	2,7161	1,0422	2,9245	2,9995
5	9,152	2,8986	3,0267	1,0918	3,245	3,336
6	10,186	2,8754	3,3731	1,119	3,5969	3,6982
7	10,29	2,8994	3,4214	1,1419	3,6497	3,7796
8	12,052	2,9663	4,0369	1,1384	4,2646	4,3797
9	10,138	2,876	3,4192	1,1397	3,647	3,7731
10	9,162	2,9423	3,0605	1,0612	3,2727	3,353
Jaringan	104,268	2,3484	34,8361	1,9588	35,2278	35,8512

### 3.3 Simulasi dengan menggunakan distribusi Gauss Invers

Untuk sembarang simpul  $v$ , dengan  $v = 1, 2, \dots, 10$ , memiliki proses infeksi dan pemulihan berdistribusi Gauss Invers dengan parameter sebagai berikut.

$$(\mu_1; \lambda_1; \mu_2; \lambda_2; \mu_v; \lambda_v) = (4; 42,6667; 3,5; 21,4375; 2; 8).$$

Rata-rata waktu untuk terinfeksinya masing-masing simpul adalah

$$\mathbb{E}(T^*) = (2,7851; 2,8458; 2,7255; 3,212; 3,0424; 2,9288; 2,9275; 2,7847; 2,9288; 3,0441),$$

dan aproksimasi peluang batas atas infeksi untuk masing-masing simpul adalah

$$p^* = (0,418; 0,4127; 0,4232; 0,3837; 0,3966; 0,4058; 0,4059; 0,418; 0,4058; 0,3965).$$

Tabel 4. Hasil Simulasi untuk Distribusi Gauss Invers

Simpul	$\mathbb{E}(N)$	$\sqrt{\text{Var}(N)}$	$\mathbb{E}(S)$ (\$)	$\sqrt{\text{Var}(S)}$ (\$)	$P_1$ (\$)	$P_2$ (\$)
1	12,358	3,1435	4,1254	1,238	4,373	4,5261
2	12,228	3,019	4,1108	1,1816	4,3471	4,4732
3	12,366	2,9883	4,1702	1,1848	4,4071	4,5563
4	11,948	3,1453	4,0332	1,2226	4,2777	4,4367
5	12,038	3,0369	3,9778	1,1796	4,2137	4,3542
6	12,042	3,1926	4,0021	1,2048	4,2431	4,3729
7	11,982	2,9022	3,9988	1,1653	4,2319	4,3651
8	12,424	3,1241	4,1632	1,2532	4,4138	4,5874
9	11,912	3,0547	3,9869	1,2137	4,2296	4,3865
10	12,188	3,0363	4,1227	1,2252	4,3677	4,5176
Jaringan	121,486	2,1106	40,6909	2,0858	41,1081	41,779

Pada semua distribusi, peluang batas atas terinfeksinya simpul 3 dan simpul 4 secara terurut adalah yang terbesar dan yang terkecil. Simpul 3 paling banyak terhubung dengan 6 simpul lainnya, sedangkan simpul 4 hanya terhubung dengan 1 simpul lain. Tabel 2, 3, dan 4 menunjukkan bahwa dengan rata-rata dan variansi yang sama pada ketiga distribusi, rata-rata banyak kejadian infeksi, kerugian kumulatif, serta harga premi dengan kedua prinsip premi yang diperoleh berbeda. Distribusi Weibull dengan nilai parameter bentuk lebih dari 1 memiliki ekor distribusi yang pendek sedangkan distribusi Lognormal dan Gauss Invers memiliki ekor distribusi yang panjang [7, 8] sehingga hasil yang diperoleh pada Tabel 3 dan Tabel 4 serupa.

## 4 Simpulan

Penelitian ini menghasilkan kesimpulan bahwa simpul yang terhubung dengan banyak simpul lain akan lebih mudah/sering terinfeksi dibandingkan simpul yang terhubung dengan sedikit simpul lain sehingga disarankan agar simpul yang terhubung dengan banyak simpul lain (seperti *server* pusat) memerlukan proteksi lebih baik dibandingkan simpul lainnya atau akan

dikenakan biaya premi yang lebih mahal disbanding simpul lainnya. Distribusi yang memiliki ekor distribusi panjang menghasilkan banyaknya kejadian infeksi dan kerugian kumulatif yang lebih kecil dibandingkan distribusi yang memiliki ekor distribusi pendek sehingga besar premi pada distribusi berekor panjang juga akan lebih murah dibandingkan distribusi berekor pendek.

## 5 Daftar Pustaka

- [1] J. M. Lemnitzer, “Why cybersecurity insurance should be regulated and compulsory,” *J. Cyber Policy*, vol. 6, no. 2, pp. 118–136, 2021.
- [2] Y. Zhao and L. Jones, “Integrating Human Reasoning and Machine Learning to Classify Cyber Attacks,” *Advers. Learn. Tech. Trends Cybersecurity*, pp. 147–165, 2021.
- [3] M. Carfora, F. Martinelli, F. Mercaldo, and A. Orlando, “Cyber risk management: An actuarial point of view,” *J. Oper. Risk*, vol. 14, no. 4, 2019.
- [4] M. Xu and L. Hua, “Cybersecurity Insurance: Modeling and Pricing,” *North Am. Actuar. J.*, vol. 23, no. 2, pp. 220–249, 2019, doi: 10.1080/10920277.2019.1566076.
- [5] T. Kosub, “Components and challenges of integrated cyber risk management,” *Zeitschrift fur die gesamte Versicherungswiss.*, vol. 104, no. 5, pp. 615–634, 2015, doi: 10.1007/s12297-015-0316-8.
- [6] G. A. Schwartz and S. S. Sastry, “Cyber-insurance framework for large scale interdependent networks,” *HiCoNS 2014 - Proc. 3rd Int. Conf. High Confid. Networked Syst. (Part CPS Week)*, pp. 145–153, 2014, doi: 10.1145/2566468.2566481.
- [7] B. Edwards, S. Hofmeyr, and S. Forrest, “Hype and heavy tails: A closer look at data breaches,” *J. Cybersecurity*, vol. 2, no. 1, pp. 3–14, 2016.
- [8] K. Awiszus, T. Knispel, I. Penner, G. Svindland, A. Voß, and S. Weber, “Modeling and Pricing Cyber Insurance,” 2021.
- [9] R. Kaas, M. Goovaerts, J. Dhaene, and M. Denuit, *Modern Actuarial Risk Theory*. 2008.
- [10] M. Chudziak and M. Żołdak, “On Extendability of the Principle of Equivalent Utility,” *Symmetry (Basel)*, vol. 12, no. 1, p. 42, 2019.
- [11] G. Trenkler, “Continuous univariate distributions,” *Comput. Stat. Data Anal.*, vol. 21, no. 1, p. 119, 1996, doi: 10.1016/0167-9473(96)90015-8.
- [12] J. Rojo, “On Tail Categorization of Probability Laws,” *J. Am. Stat. Assoc.*, vol. 91, no. 433, pp. 378–384, 2014.