

Estimasi Cadangan Klaim Menggunakan Metode *Kalman Filter* dengan *State Space Model Scalar* pada Produk Asuransi Umum

Chintya Carissa Manurung^{1, *)}, Tiara Yulita², Amalia Listiani³

^{1,2,3} Program Studi Sains Aktuaria, Institut Teknologi Sumatera, Indonesia

^{*)}email: chintya.120410103@student.itera.ac.id

Abstrak

Biasanya terdapat keterlambatan pelaporan klaim dari waktu kejadian yang mengakibatkan perusahaan asuransi memiliki tanggung jawab atau hutang. Oleh karena itu, perusahaan asuransi perlu menyiapkan dana untuk menutupi hutang tersebut, yaitu dengan cadangan klaim. Terdapat dua jenis cadangan klaim, yaitu *Incurred But Not Reported* (IBNR) dan *Reported But Not Settled* (RBNS). Penelitian ini berfokus pada penentuan estimasi cadangan klaim agregat menggunakan metode *Kalman Filter* dengan *scalar State Space Models* (SSMs) yang merupakan model yang dihasilkan dari pengembangan metode *Chain Ladder* (CL). Metode *Kalman Filter* dengan SSMs merupakan metode stokastik yang memperhitungkan model deret waktu sehingga dapat memprediksi dinamika temporal suatu sistem dengan lebih akurat. Hasil peramalan cadangan klaim menggunakan metode *Kalman Filter* dengan SSM akan dibandingkan dengan metode CL. *Variational Of Coefficient* (VOC) merupakan *prediktor error* untuk menentukan metode terbaik. Hasil perhitungan menggunakan metode *Kalman Filter* dengan SSMs menghasilkan nilai VOC lebih kecil dibandingkan dengan metode CL, hal ini membuktikan bahwa metode *Kalman Filter* dengan SSMs lebih baik dari CL.

Kata kunci: Asuransi Umum, Cadangan Klaim, *Kalman Filter*, *State Space Model Scalar*, *Chain Ladder*
MSC2020: 97M30

Abstract

Usually there is a delay in reporting claims from the time of the incident which results in the insurance company having a responsibility or debt. Therefore, insurance companies need to prepare funds to cover these debts, namely with claims reserves. There are two types of claim reserves, namely *Incurred But Not Reported* (IBNR) and *Reported But Not Settled* (RBNS). This research focuses on determining the estimation of aggregate claim reserves using the *Kalman Filter* method with *scalar State Space Models* (SSMs) which is a model resulting from the development of the *Chain Ladder* (CL) method. The *Kalman Filter* method

with SSMS is a stochastic method that takes into account the time series model so that it can predict the temporal dynamics of a system more accurately. The results of forecasting claim reserves using the Kalman Filter method with SSMS will be compared with the CL method. Variational Of Coefficient (VOC) is an error predictor to determine the best method. The calculation results using the Kalman Filter method with SSMS produce a smaller VOC value than the Kalman Filter method with SSMS is better than CL.

Keywords: *General Insurance, Claims Reserve, Kalman Filter, State Space Model scalar, Chain Ladder*

MSC2020: 97M30

Daftar Pustaka: C. C. Manurung, T. Yulita, dan A. Listiani, “Estimasi Cadangan Klaim Menggunakan Metode Kalman Filter dengan State Space Model Scalar pada Produk Asuransi Umum”, *KUBIK J. Publ. Ilm. Mat.*, Vol. 9, No. 2, pp. 1-9, 2024.

Pendahuluan

Asuransi hadir sebagai tindak antisipasi dari risiko. Terdapat dua bentuk asuransi yaitu, asuransi jiwa dan asuransi umum. Asuransi umum didefinisikan dalam Undang-Undang No. 40 tahun 2014 sebagai perjanjian antara perusahaan asuransi dengan pemegang polis, yang mana jika pemegang polis mengalami kerusakan, kerugian, kehilangan keuntungan, atau tanggung jawab hukum pada pihak ketiga yang mungkin diderita oleh pemegang polis akibat risiko yang tidak terduga, maka perusahaan asuransi harus membayar ganti rugi akan hal tersebut [1]. Perusahaan asuransi wajib mempersiapkan suatu dana yang dapat dipakai dalam memenuhi kewajibannya apabila pihak tertanggung atau nasabah telah melakukan pelaporan atau klaim suatu kejadian yang terjadi di masa mendatang, salah satunya adalah cadangan klaim. Terdapat dua jenis cadangan klaim, yaitu *Incurred But Not Reported* (IBNR) yang merupakan suatu kejadian penundaan pembayaran klaim yang sudah terjadi tetapi belum dilaporkan dan *Reported But Not Settled* (RBNS) yang merupakan penundaan pembayaran klaim yang telah dilaporkan namun pembayarannya belum diselesaikan [2][3][4]. Kondisi suatu perusahaan asuransi dapat dilihat dari estimasi cadangan klaim. Jika estimasi cadangan baik maka perusahaan asuransi dapat dinyatakan dalam kondisi yang sehat, namun jika sebaliknya saat estimasi cadangan klaim buruk maka dapat mengakibatkan kebangkrutan.

Secara umum ada dua pendekatan untuk mengestimasi besarnya cadangan klaim yaitu metode deterministik dan metode stokastik. Metode deterministik yang paling sering dan paling populer dalam mengestimasi cadangan klaim adalah metode *Chain Ladder* (CL), hal ini dikarenakan metode ini bersifat bebas distribusi dan sederhana. Salah satu metode stokastik yang digunakan untuk mengestimasi cadangan klaim adalah *Kalman Filter* (KF) dengan *State Space Model* (SSM). KF dengan SSM merupakan metode yang kuat dan fleksibel, dan sudah dikembangkan sejak tahun 1960-an di bidang teknik kedirgantaraan. Contoh penerapan KF dengan SSM misalnya, di bidang kontrol proses teknis, pengenalan suara, perencanaan gerakan robotik, optimasi lintasan, oseanografi, pertanian, dan pemesanan klaim[5][6]. SSM memiliki kemampuan dalam mendeteksi dengan lebih akurat dinamika temporal dari sebuah sistem. Hal ini tentu menguntungkan karena faktanya bahwa pencadangan klaim adalah proses stokastik dan data perkembangan klaim sesuai dengan model deret waktu[7][8][9].

Kebanyakan representasi *state space* didasarkan pada tahun pendekatan kalender. Hal ini membuat semua pengamatan yang tersedia dalam satu tahun kalender digabungkan menjadi satu vektor pengamatan. Oleh karena itu untuk memudahkan penerapan SSM, digunakan pendekatan skalar. Model SSM dengan pendekatan skalar bebas distribusi dihasilkan untuk pembayaran kumulatif dan dapat dianggap sebagai perluasan metode *Chain Ladder* (CL) dengan mengasumsikan pengamatan pada segitiga atas merupakan keadaan yang tidak teramati. Pada penelitian ini, penulis mengkaji kembali jurnal Piet De Jong dan Nataliya Chunkrova dengan menggunakan data yang lebih baru yaitu input berupa klaim agregat yang direpresentasikan pada segitiga *run-off* agregat. Studi kasus estimasi cadangan klaim dilakukan terhadap data klaim perusahaan reasuransi dengan kelas bisnis tanggungan (*liability*). Tujuannya adalah untuk membuktikan keakuratan perhitungan cadangan klaim dengan metode KF dengan SSM *scalar* penulis juga membandingkan hasil cadangan klaim yang dihasilkan dengan metode CL [7][10].

Metode

Segitiga Run-Off Agregat

Data yang digunakan dalam segitiga *run-off* agregat biasanya dapat berupa *claims amount* (besarnya klaim) atau *number of claims* (banyaknya klaim), keduanya disajikan dalam bentuk *cumulative* atau *incremental*. Berdasarkan *run-off* agregat *incremental*, segitiga *run off cumulative* dapat dibentuk berdasarkan persamaan berikut:

$$C_{i,j} = \sum_{k=0}^j X_{i,k} \quad (1)$$

Peubah acak $C_{i,j}$ menyatakan besar klaim kumulatif untuk klaim-klaim yang terjadi pada periode berjalan kejadian ke- i dan dibayarkan sampai periode penundaan ke- j . Segitiga *run-off* kumulatif disajikan dalam bentuk Tabel 1 berikut [10]:

Tabel 1. Segitiga *Run-off* Kumulatif

Periode Kejadian (i)	Periode Perkembangan (j)						
	0	1	...	j	...	$n-1$	n
0	$C_{0,0}$	$C_{0,1}$	...	$C_{0,j}$	...	$C_{0,n-1}$	$C_{0,n}$
1	$C_{1,0}$	$C_{1,1}$	...	$C_{1,j}$	...	$C_{1,n-1}$	$\hat{C}_{1,n}$
...	...	...	...	...	...	...	...
i	$C_{i,0}$	$C_{i,1}$	...	$C_{i,j}$	...	$\hat{C}_{i,n-1}$	$\hat{C}_{i,n}$
...	...	...	...	...	...	...	...
$n-1$	$C_{n-1,0}$	$C_{n-1,1}$	...	$\hat{C}_{n-1,j}$	...	$\hat{C}_{n-1,n-1}$	$\hat{C}_{i,n-1}$
n	$C_{n,0}$	$\hat{C}_{n,1}$	...	$\hat{C}_{n,j}$	...	$\hat{C}_{n,n-1}$	$\hat{C}_{n,n}$

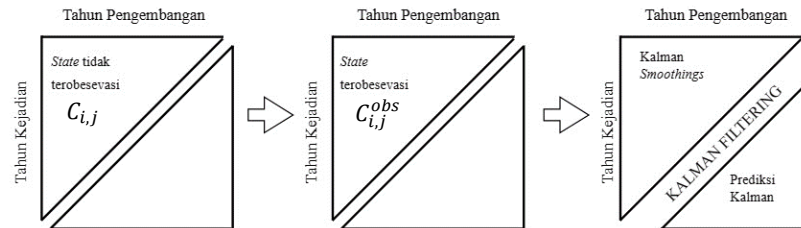
Kalman Filter dengan State Space Model Scalar

Ide dibalik SSMs adalah modifikasi metode CL untuk mendapatkan representasi *state space*. Kemudian dengan *Kalman Filter* untuk menghitung cadangan klaim, serta untuk mengukur ketepatannya. Karena metode CL beroperasi dengan asumsi bahwa pembayaran kumulatif merupakan fungsi linier dari

pembayaran kumulatif tahun pengembangan sebelumnya, maka dipertimbangkan model *state space* linier.

1. Asumsi Model dan Persamaan Kalman

SSMs untuk pembayaran kumulatif yang disajikan di bawah ini menunjukkan dasar untuk menentukan seluruh segitiga *run-off* atas dan bawah dari data yang tidak teramati dengan menggunakan *Kalman Filter* dengan prediksi, *filtering*, dan *smoothing* semua keadaan $C_{i,j}$.



Gambar 1. Estimasi Cadangan Klaim

Gambar 1. Menunjukkan tahapan-tahapan pengestimasian cadangan klaim dari data yang belum terobservasi, kemudian dengan SSMs akan diobservasi, dan dilakukan langkah *Kalman* yaitu *Kalman Smoothing* ($i + j < I$), *Kalman Filterings* ($i + j = I$) dan prediksi *Kalman* ($i + j > I$).

Terdapat parameter $g_j > 0$ dan $\sigma_w^2 > 0$, sehingga diperoleh persamaan obsevasi sebagai berikut:

$$C_{i,j}^{obs} = g_j C_{i,j} + w_{i,j}, \quad (2)$$

dengan $w_{i,j} \sim WN(0; \sigma_w^2)$ untuk $i = 0, \dots, I$ dan $j = 0, \dots, J$. Selanjutnya, memperoleh persamaan *state* dibutuhkan parameter $f_j > 0$ dan $\sigma_v^2 > 0$, sehingga:

$$C_{i,j} = f_j C_{i,j} + v_{i,j}, \quad (3)$$

Berdasarkan Persamaan (2) dan (3), selanjutnya dapat dihitung prediktor satu langkah, langkah ke- h , *filtering* dan *smoothing* interval tetap, serta variansi galat yang ditentukan secara unik berdasarkan kondisi awal yaitu ketika $\hat{C}_{i,0}^{(P)}$ dan $(\hat{\sigma}_{i,0}^{(P)})^2$, serta perulangannya untuk $i = 0, \dots, I, h \geq 2$, berikut sistematik perhitungan parameter pembayaran kumulatif prediksi, *filtering*, dan *smoothing*[11]:

$$\hat{C}_{i,j+1}^{(P)} = f_j \hat{C}_{i,j}^{(P)} + \frac{f_j \gamma_{i,j}}{\Delta_{i,j}} (C_{i,j}^{obs} - g_j \hat{C}_{i,j}^{(P)}) \quad j = 0, \dots, I - i \quad (4)$$

$$\hat{C}_{i,j+h}^{(P)} = (f_{j+h-1} \dots f_{j+1}) \hat{C}_{i,j+1}^{(P)} \quad j = 0, \dots, J - h \quad (5)$$

$$\hat{C}_{i,j}^{(F)} = \hat{C}_{i,j}^{(P)} + \frac{\gamma_{i,j}}{\Delta_{i,j}} (C_{i,j}^{obs} - g_j \hat{C}_{i,j}^{(P)}) \quad j = 0, \dots, I - i \quad (6)$$

$$\hat{C}_{i,j}^{(S)} = \hat{C}_{i,j}^{(F)} + \psi_{i,j} (C_{i,j+1}^{obs} - g_j \hat{C}_{i,j+1}^{(P)}) \quad j = I - i, \dots, 0 \quad (7)$$

dan variansi galatnya dapat dihitung menggunakan persamaan berikut:

$$(\hat{\sigma}_{i,j+1}^{(P)})^2 = f_j^2 (\hat{\sigma}_{i,j}^{(P)})^2 + \sigma_v^2 - \frac{(f_j \gamma_{i,j})^2}{\Delta_{i,j}} \quad (8)$$

$$(\hat{\sigma}_{i,j+h}^{(P)})^2 = f_{j+h-1}^2 (\hat{\sigma}_{i,j+h-1}^{(P)})^2 + \sigma_v^2 \quad (9)$$

$$(\hat{\sigma}_{i,j}^{(F)})^2 = (\hat{\sigma}_{i,j}^{(P)})^2 - \frac{\gamma_{i,j}^2}{\Delta_{i,j}} \quad (10)$$

$$\left(\hat{\sigma}_{i,j}^{(S)}\right)^2 = \left(\hat{\sigma}_{i,j}^{(F)}\right)^2 + \psi_{i,j} \left(\left(\hat{\sigma}_{i,j+1}^{(S)}\right)^2 - \left(\hat{\sigma}_{i,j+1}^{(P)}\right)^2 \right) \quad (11)$$

dengan $\gamma_{i,j} = \left(\hat{\sigma}_{i,j}^{(P)}\right)^2 g_j$, $\Delta_{i,j} = g_j^2 \left(\hat{\sigma}_{i,j}^{(P)}\right)^2 + \sigma_w^2$ dan $\psi_{i,j} = f_{j+1} \frac{\left(\hat{\sigma}_{i,j}^{(F)}\right)^2}{\left(\hat{\sigma}_{i,j}^{(P)}\right)^2}$. Cadangan Kalman ($\hat{R}_i$) untuk

satu jenis kejadian $i = 1, \dots, I$, serta total cadangan Kalman ($\hat{R}$) untuk semua tahun kejadian dapat ditentukan dengan persamaan sebagai berikut:

$$\hat{R}_i = \hat{C}_{i,J}^{(P)} - \hat{C}_{i,I-I}^{obs} \quad (12)$$

dan,

$$\hat{R} = \sum_{i=1}^I \hat{R}_i. \quad (13)$$

Setelah mendapatkan hasil cadangan klaim yang harus disiapkan perusahaan, perlu dilakukan pengujian *predictor error* salah satunya adalah *Mean Squared Error Of Prediction* (MSEP) berikut langkah-langkah dalam menentukan MSEP.

$$\widehat{MSEP} \left(\hat{C}_{i,J}^{(P)} \right) = \left(\hat{\sigma}_{i,J}^{(P)} \right)^2. \quad (14)$$

estimator untuk MSEP dari klaim akhir untuk tahun-tahun kejadian agregat adalah sebagai berikut:

$$\widehat{MSEP} \left(\sum_{i=1}^I \hat{C}_{i,J}^{(P)} \right) = \sum_{i=1}^I \left(\hat{\sigma}_{i,J}^{(P)} \right)^2. \quad (15)$$

Hasil dari uji MSEP dapat juga di wakilkan dengan uji *Coefficient Of Variation* (VOC) . $VOC = \sqrt{\widehat{MSEP}} / \text{Reserves}$, yang bertujuan untuk mengetahui seberapa akurat cadangan klaim yang telah diprediksi. Semakin kecil MSEP maka semakin akurat hasil dari prediksi, dan sebaliknya semakin besar nilai MSEP semakin tidak akurat hasil prediksi cadangan klaim.

Hasil dan Diskusi

Penelitian ini menggunakan data primer berupa sampel data klaim perusahaan asuransi umum yang diperoleh dari salah satu perusahaan reasuransi di Indonesia tahun 2011 sampai 2021 yang terdiri dari dua jenis klaim yaitu *paid claims* (klaim yang sudah dilaporkan dan telah dibayarkan namun hanya sebagian) dan *outstanding claims* (klaim yang sudah dilaporkan namun belum dibayarkan) masing-masing berjumlah 32.574 dan 12.919 klaim asuransi. Paid klaim digunakan untuk menghitung cadangan klaim IBNR, sedangkan *outstanding* klaim digunakan untuk menghitung cadangan klaim RBNS [12][13].

Sebelum menghitung cadangan klaim menggunakan metode *Kalman Filter* dengan SSMS perlu mengestimasi parameter-parameter model yang akan digunakan nantinya. Adapun parameter model yang akan digunakan adalah g_j, f_j, σ_w^2 , dan σ_v^2 dan inisialisasi $\hat{C}_{i,0}^{(P)}$ dan $\left(\hat{\sigma}_{i,0}^{(P)}\right)^2$ untuk semua i, j . f_j ditentukan berdasarkan ekspektasi bersyarat yaitu $E[C_{i,j+1}|C_{i,j}] = f_j C_{i,j}$. Berdasarkan hal tersebut dapat ditemukan bahwa f_j berperan sebagai faktor CL biasa. Untuk menghindari *over-parametrisasi* model, parameter $g_j = g$ diasumsikan tidak bergantung pada deret waktu. Parameter $g_j, \sigma_w^2, \sigma_v^2$ dapat diestimasi dengan menggunakan metode *maximum likelihood* (MLE) Bersama dengan algoritma *Expectation-maximization* (EM).

Segitiga Run-Off Kumulatif dengan Algoritma Kalman Filter

Berdasarkan data besar klaim *paid* dan *outstanding* yang terjadi sepanjang tahun 2011-2021 dapat dibentuk segitiga *run-off* kumulatif terobservasi ($C_{i,j}^{obs}$) pada Tabel 2 berikut:

Tabel 2. Segitiga *Run-off* Klaim *Paid*

i	j										
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
0	-	-	33.982.975.774	59.652.380.364	65.526.520.445	67.918.759.465	69.670.339.332	70.702.143.098	70.158.427.412	70.162.415.439	70.253.955.535
1	-	28.592.063.524	69.011.191.411	75.265.639.881	78.581.038.314	81.180.437.848	83.385.987.943	85.827.468.948	86.024.246.823	86.066.343.791	
2	12.480.667.101	109.605.757.261	150.403.197.042	171.659.797.420	177.684.636.539	179.978.049.212	180.648.873.499	180.653.776.353	180.653.776.353		
3	37.911.248.320	175.573.943.650	262.940.660.095	293.014.468.955	309.195.061.171	310.126.762.934	310.257.389.612	310.272.534.837			
4	21.696.617.259	170.681.675.358	266.548.136.107	285.337.561.276	304.032.462.810	309.402.285.755	309.436.678.634				
5	15.411.360.331	76.456.651.188	124.930.845.568	133.785.923.169	135.665.891.612	139.771.716.335					
6	34.068.466.356	125.802.030.094	223.980.346.360	250.147.181.040	265.036.255.713						
7	34.631.521.654	292.303.188.914	471.811.290.071	510.961.894.559							
8	51.757.690.072	331.052.701.011	495.768.161.954								
9	147.373.884.521	556.572.219.867									
10	32.635.786.347										

Tabel 3. Segitiga *Run-off* Klaim *Outstanding*

i	j										
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
0	-	-	-	-	-	-	1.781.688.671	2.208.964.257	2.605.483.531	3.008.366.614	3.299.402.476
1	-	-	-	-	-	4.781.996.725	6.904.934.624	7.710.677.393	8.385.393.149	9.049.808.976	
2	-	-	-	-	9.806.393.132	15.696.637.052	16.222.046.510	16.762.964.258	17.315.565.897		
3	-	-	-	55.469.992.571	58.816.552.963	61.060.937.630	63.816.112.708	66.826.537.453			
4	-	-	73.920.410.791	125.321.790.625	134.596.603.760	140.438.278.809	146.311.342.081				
5	-	50.957.057.232	93.501.988.747	115.494.713.569	139.725.505.819	160.078.983.234					
6	69.642.346.590	266.367.291.463	318.726.498.541	359.698.032.720	390.976.345.475						
7	408.963.887.898	849.631.315.106	1.176.908.541.011	1.458.031.605.951							
8	180.228.484.992	330.171.073.636	468.141.571.154								
9	280.866.885.450	663.426.178.129									
10	170291707991										

Dengan segitiga *run-off* pada Tabel 2 dan Tabel 3 serta parameter variansi CL $\hat{\theta}_0$ sebagai inisialisasi, kita mendapatkan estimasi parameter seperti Tabel 4 dan Tabel 5 mmberikut:

Tabel 4. Nilai Estimasi Parameter Berdasarkan Segitiga Kumulatif Klaim *Paid*

$\hat{f}_0$	$\hat{f}_1$	$\hat{f}_2$	$\hat{f}_3$	$\hat{f}_4$	$\hat{f}_5$	$\hat{f}_6$	$\hat{f}_7$	$\hat{f}_8$	$\hat{f}_9$	$\hat{\theta}$
5,2532	1,6025	1,1099	1,0527	1,0165	1,0051	1,0054	0,9990	1,0003	1,0013	1,0001 ≈ 1

Tabel 5. Nilai Estimasi Parameter Berdasarkan Segitiga Kumulatif Klaim *Outstanding*

$\hat{f}_0$	$\hat{f}_1$	$\hat{f}_2$	$\hat{f}_3$	$\hat{f}_4$	$\hat{f}_5$	$\hat{f}_6$	$\hat{f}_7$	$\hat{f}_8$	$\hat{f}_9$	$\hat{g}$
2,2992	1,4235	1,2712	1,1188	1,1140	1,0588	1,0539	1,0609	1,0971	1,0967	1,1586 $\approx$ 1

Sehingga, prediksi, penyaringan, dan permulusan nilai kumulatif diberikan dapat Tabel 6 dan Tabel 7 untuk klaim *paid* dan Tabel 6 untuk Klaim *outstanding*.

Tabel 6. Prediksi (Segitiga Bawah), *Filterings* (Diagonal Akhir Segitiga Atas), *Smoothings* (Segitiga Atas) Klaim *Paid*

i	j										
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
0	0	0	31.131.180.000	57.258.880.000	64.832.700.000	67.659.780.000	69.501.610.000	70.601.390.000	70.195.600.000	70.165.200.000	70.246.510.000
1	5.895.102.000	26.687.330.000	65.459.360.000	74.442.700.000	78.233.750.000	80.933.150.000	83.180.150.000	85.605.300.000	85.989.090.000	86.059.860.000	86.172.141.308
2	18.655.450.000	101.973.200.000	146.338.900.000	169.534.900.000	177.000.700.000	179.728.200.000	180.571.600.000	180.646.900.000	180.653.200.000	180.706.505.541	180.942.271.237
3	49.890.180.000	165.026.500.000	254.723.700.000	289.801.100.000	307.567.400.000	309.912.200.000	310.228.100.000	310.269.200.000	309.949.954.981	310.041.412.259	310.445.919.719
4	45.017.310.000	160.135.900.000	257.618.000.000	283.011.300.000	302.268.400.000	308.803.600.000	309.383.600.000	311.061.927.141	310.741.866.462	310.833.557.410	311.239.098.373
5	40.081.570.000	73.404.050.000	120.606.700.000	132.679.900.000	135.415.300.000	139.406.100.000	140.110.469.968	140.870.533.541	140.725.587.745	140.767.111.801	140.950.769.031
6	42.908.430.000	118.845.600.000	215.157.400.000	247.210.800.000	263.540.300.000	267.895.136.312	269.248.716.167	270.709.321.797	270.430.781.089	270.510.577.401	270.863.509.436
7	53.841.600.000	272.291.400.000	455.067.500.000	506.271.200.000	532.947.637.213	541.754.258.906	544.491.552.540	547.445.280.374	546.881.997.976	547.043.367.055	547.757.088.237
8	89.900.560.000	310.815.200.000	480.246.900.000	533.019.929.263	561.105.810.262	570.377.727.906	573.259.645.856	576.369.433.262	575.776.389.960	575.946.284.940	576.697.715.425
9	175.308.700.000	524.576.500.000	840.630.964.941	933.005.621.628	982.167.544.891	998.397.240.650	1.003.441.790.583	1.008.885.206.433	1.007.847.135.051	1.008.144.521.626	1.009.459.836.173
10	32.635.786.347	171.443.509.432	274.737.283.821	304.927.418.768	320.994.651.392	326.298.884.422	327.947.557.864	329.726.589.743	329.387.324.449	329.484.517.133	329.914.391.788

Tabel 7. Prediksi (Segitiga Bawah), *Filterings* (Diagonal Akhir Segitiga Atas), *Smoothings* (Segitiga Atas) Klaim *Outstanding*

i	j										
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
0	0	0	0	0	0	0	1.632.169.000	2.160.559.000	2.568.145.000	2.971.423.000	3.271.878.000
1	274.576.700	23.042.540	1.933.735	162.280	13.619	4.380.692.000	6.693.100.000	7.625.282.000	8.321.604.000	8.988.698.000	9.858.283.994
2	754.333.500	63.303.830	5.312.471	445.824	8.983.476.000	15.133.270.000	16.130.680.000	16.709.900.000	17.264.740.000	18.941.279.435	20.773.699.582
3	1.448.861.000	121.588.700	10.203.750	50.815.800.000	58.145.130.000	60.816.240.000	63.564.360.000	66.552.780.000	70.603.015.764	77.459.113.229	84.952.674.586
4	5.585.123.000	468.704.800	67.756.330.000	120.490.900.000	133.412.800.000	139.848.700.000	145.769.000.000	153.629.391.162	162.978.891.731	178.805.399.343	196.103.418.584
5	12.232.970.000	47.707.320.000	89.658.890.000	113.326.600.000	137.510.100.000	158.185.000.000	167.490.537.154	176.522.232.082	187.264.933.701	205.449.803.332	225.325.459.572
6	77.072.870.000	250.481.700.000	312.999.400.000	355.779.100.000	388.022.600.000	432.275.326.354	457.704.754.619	482.385.848.734	511.742.645.197	561.436.803.647	615.751.408.619
7	407.206.500.000	812.502.900.000	1.146.328.000.000	1.431.873.000.000	1.601.992.411.702	1.784.694.480.646	1.889.682.569.263	1.991.581.081.063	2.112.783.725.354	2.317.951.323.177	2.542.194.923.962
8	285.266.800.000	326.402.700.000	456.246.800.000	579.963.790.949	648.868.714.029	722.870.098.592	765.394.323.771	806.667.151.176	855.758.896.782	938.859.687.015	1.029.686.994.191
9	295.584.800.000	632.556.900.000	900.461.267.234	1.144.632.532.541	1.280.625.189.048	1.426.676.362.493	1.510.603.346.075	1.592.060.536.498	1.688.949.359.519	1.852.959.370.946	2.032.218.649.298
10	170.291.707.991	391.533.061.418	557.357.538.347	708.491.962.801	792.667.190.567	883.068.327.703	935.016.522.114	985.435.991.320	1.045.407.161.494	1.146.924.261.185	1.257.880.183.159

Perbandingan Empiris Metode Terpilih

Metode yang dipertimbangkan dalam perbandingan adalah *Kalman Filter* dengan *State Space Model scalar* (SSMs) dan *Chain Ladder*. Metode terbaik merupakan metode yang memiliki nilai VOC yang lebih kecil untuk tiap tahun kejadian agregat.

Tabel 8. Cadangan, MSEP, dan VCO IBNR

Tahun Kejadian Klaim	<i>Kalman Filter</i> dengan SSMs			<i>Chain Ladder</i>		
	Cadangan	$\sqrt{MSEP}$	VOC	Cadangan	$\sqrt{MSEP}$	VOC
2012	105.797.518	114.283.342	108,02 %	112.289.768	216.719.252	193%
2013	288.494.884	407.543	0,14%	289.072.160	5.318.927.738	1.840%
2014	173.384.882	228.098.404	131,56 %	176.721.618	113.278.557.230	64.100%
2015	1.802.419.739	264.052.942	14,65%	1.855.816.707	341.470.274.091	18.400%
2016	1.179.052.695	363.737.750	30,85%	1.548.720.189	277.220.913.869	17.900%
2017	5.827.253.723	1.283.533.537	22,03%	7.364.778.778	6.849.244.264	93%
2018	36.795.193.677	3.984.873.598	10,83%	41.870.262.521	11.053.749.306	26%
2019	80.929.553.471	13.591.244.22 4	16,79%	99.568.041.943	42.415.985.868	43%
2020	452.887.616.30 7	44.246.103.94 4	9,77%	514.458.033.84 3	12.861.450.846.087.00 0	2.500.000%
2021	297.278.605.44 1	239.896.790	0,08%	297.278.605.44 1	72.238.701.122.094.80 0	24.300.000 %
Total	877.267.372.33 6	64.316.232.07 4	7,33%	964.522.342.96 8	1.573.992.244.317.090	163.189%

Tabel 9. Cadangan, MSEP, dan VCO RBNS

Tahun Kejadian Klaim	<i>Kalman Filter</i> dengan SSMs			<i>Chain Ladder</i>		
	Cadangan	$\sqrt{MSEP}$	VOC	Cadangan	$\sqrt{MSEP}$	VOC
2012	808.475.018	1.626.363.259	201,16%	875.498.002	432.496.013	49,4%
2013	3.458.133.685	2.916.784.042	84,35%	3.519.289.654	1.150.807.717	32,7%
2014	18.126.137.134	13.257.784.012	73,14%	18.475.580.504	513.621.138	2,8%
2015	49.792.076.503	30.549.587.981	61,35%	50.521.690.729	12.226.249.156	24,2%
2016	65.246.476.338	36.416.775.617	55,81%	67.944.346.823	62.916.465.157.899	92.600%
2017	224.775.063.144	97.618.103.554	43,43%	229.462.349.238	309.774.171.470.898	135.000%
2018	1.084.163.318.011	422.182.842.380	38,94%	1.130.606.176.607	1.729.827.450.208.530	153.000%
2019	561.545.423.036	176.681.040.891	31,46%	588.390.304.264	3.000.790.551.744.530	510.000%
2020	1.368.792.471.169	381.365.310.102	27,86%	1.467.966.352.134	7.486.628.395.884.860	510.000%

2021	1.087.588.475.168	192.647.135.544	17,71%	1.087.588.475.168	586.210.188.115.412.000	53.900.000%
Total	4.464.296.049.204	1.355.261.727.382	30,36%	4.645.350.063.123	12.175.440.217.763.800	262.099,5%

Berdasarkan Tabel 8 dan Tabel 9, total nilai besaran cadangan klaim IBNR dan RBNS yang diperoleh dengan metode *Kalman Filter* dengan *State Space Model scalar* (SSMs) lebih kecil dibandingkan dengan metode *Chain Ladder*. Hal ini sejalan dengan VOC metode *Kalman Filter* dengan *State Space Model scalar* (SSMs) juga lebih kecil dibandingkan dengan metode *Chain Ladder*. Berdasarkan hal ini terbukti jika metode metode *Kalman Filter* dengan *State Space Model scalar* (SSMs) lebih akurat dalam mengestimasi cadangan klaim IBNR maupun RBNS terhadap data klaim yang digunakan.

Kesimpulan

Berdasarkan hasil pembahasan maka dapat disimpulkan bahwa penerapan metode *Kalman Filter* dengan *State Space Model scalar* (SSMs) merupakan salah satu metode stokastik dalam estimasi cadangan klaim. Menggunakan rekursi *Kalman* untuk prediksi, *filtering*, dan *smoothing*. Besar cadangan klaim yang dihasilkan oleh metode *Kalman Filter* dengan SSMs dengan metode *Chain Ladder* berbeda. Besar cadangan klaim *Incurred But Not Reported* (IBNR) dan *Reported But Not Settled* (RBNS) yang diperoleh dengan metode *Kalman Filter* dengan SSMs dari data klaim-klaim *paid* dan *outstanding* agregat adalah sebesar Rp877.267.372.336 dan Rp 4.464.296.049.205. Cadangan klaim yang dihasilkan oleh metode *Kalman Filter* dengan SSMs lebih kecil dibandingkan dengan metode *Chain Ladder*. Berdasarkan nilai total nilai VOC metode *Kalman Filter* dengan SSMs untuk cadangan klaim IBNR dan RBNS adalah 7,33% dan 30,36% . Sedangkan metode *Chain Ladder* memiliki total nilai VOC cadangan klaim INBR dan RBNS adalah sebesar 163.189% dan 262.099,5% . Sehingga, metode *Kalman Filter* dengan SSMs lebih baik dibandingkan dengan metode *Chain Ladder*.

Referensi

- [1] S. A. Pertiwi, I. N. Widana, and K. Sari, "Estimasi cadangan klaim pada asuransi umum dengan metode chain ladder," *E-Jurnal Mat.*, pp. 71–76, 2023.
- [2] Y. Hikmah and I. R. Hikmah, "Perhitungan Cadangan Klaim Dengan Metode Chain Ladder Menggunakan Excel Dan Rstudio," *MAp (Mathematics Appl. J.*, vol. 4, no. 2, pp. 122–131, 2022.
- [3] B. P. Firenz and D. Agustina, "Metode Munich Chain Ladder dalam Menghitung Cadangan Klaim," *KUBIK J. Publ. Ilm. Mat.*, vol. 9, no. 2, pp. 172–186, 2024.
- [4] M. P. A. Saputra, E. S. Hasbullah, and F. Sukono, "Estimasi Potensi Klaim Maksimal Dalam Risiko Kerugian Kebakaran Rumah Dengan Metode Extreme Value Theory (EVT) Di Kota Bandung," *KUBIK J. Publ. Ilm. Mat.*, vol. 5, no. 2, pp. 108–117, 2020.
- [5] N. Chukhrova and A. Johannssen, "Kalman filter learning algorithms and state space representations for stochastic claims reserving," *Risks*, vol. 9, no. 6, p. 112, 2021.
- [6] T. T. Darmawansyah and Y. Aguspriyani, "Pengaruh Pendapatan Premi dan Hasil Investasi terhadap Underwriting Dana Tabarru'™ pada PT. Asuransi Jiwa Bringin Jiwa Sejahtera," *Kubik J. Publ. Ilm. Mat.*, vol. 3, no. 2, pp. 123–130, 2018.
- [7] P. De Jong and B. Zehnwirth, "Claims reserving, state-space models and the Kalman filter," *J. Inst. Actuar.*, vol. 110, no. 1, pp. 157–181, 1983.
- [8] A. H. Primandari, "Perhitungan Cadangan Klaim dengan Menggunakan Metode Chain-Ladder dan Munich Chain-Ladder," 2020.
- [9] M. E. N. Islam, Y. Wilandari, and S. Suparti, "Perhitungan pembiayaan dana pensiun dengan metode attained age normal dan projected unit credit (Studi kasus: PT. Taspen (Persero) Kantor Cabang Utama Semarang)," *J. Gaussian*, vol. 5, no. 3, pp. 505–514, 2016.

- [10] T. Yulita and A. R. Effendie, "Estimation of IBNR and RBNS Reserves Using RDC Method and Gamma Generalized Linear Model," *Media Stat.*, vol. 15, no. 1, pp. 24–35, 2022.
- [11] N. Chukhrova and A. Johannssen, "State space models and the KALMAN-filter in stochastic claims reserving: Forecasting, filtering and smoothing," *Risks*, vol. 5, no. 2, 2017, doi: 10.3390/risks5020030.
- [12] A. K. MUtAQIN, D. R. TAMpUbolON, and Su. DARwIs, "Run-Off Triangle Data dan Permasalahannya," *Statistika*, vol. 8, no. 1, pp. 55–59, 2008.
- [13] D. F. Durrah, R. Cahyandari, and A. S. Awalluddin, "Model regresi data panel terbaik untuk faktor penentu laba netto perusahaan asuransi umum Syariah di Indonesia," *Sumber*, vol. 23, no. 24, p. 24, 2020.