



INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
FAKULTAS SAINS DAN ANALITIKA DATA
PROGRAM STUDI MAGISTER STATISTIKA
DEPARTEMEN STATISTIKA

Kode Dokumen

REV-1

RENCANA PEMBELAJARAN SEMESTER

MATA KULIAH (MK)		KODE	Rumpun MK	BOBOT (sks)		SEMESTER	Tgl Penyusunan
Komputasi Statistika Intensif		SS255203	Statistika Komputasi dan Sains Data	T=3	P=0	II	Agustus 2026
OTORISASI		Pengembang RPS		Koordinator RMK		Kepala PRODI	
		Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikomp, Ph.D		Prof. Drs. Nur Iriawan, M.Ikomp, Ph.D		Irhamah, S.Si, M.Si, Ph.D.	
Capaian Pembelajaran (CP) <i>Learning Outcome (LO)</i>	CPL-PRODI yang dibebankan pada MK						
	CPL-6 <i>PLO-6</i>	Mampu mengintegrasikan perangkat komputasi modern untuk mengembangkan solusi statistik yang efisien, dengan mengevaluasi keandalan dan ketepatan hasil komputasi. <i>Able to integrate modern computing tools to develop efficient statistical solutions, while assessing the reliability and accuracy of computational results.</i>					
	CPL-7 <i>PLO-7</i>	Mampu menganalisis dan mengevaluasi teknik komputasi statistik untuk memecahkan permasalahan statistika yang kompleks berbasis data <i>Able to analyze and evaluate statistical computing techniques to address complex, data-driven statistical problems</i>					
	CPL-8 <i>PLO-8</i>	Mampu menganalisis dan mengevaluasi metode statistika untuk merumuskan solusi pada permasalahan teoritis dan riil dengan pendekatan multidisipliner <i>Able to analyze and evaluate statistical methodologies to formulate solutions for theoretical and real-world problems using a multidisciplinary approach.</i>					
	CPL-9 <i>PLO-9</i>	Mampu menganalisis dan mengevaluasi metode statistika berbasis komputasi atau analitik yang inovatif untuk mengatasi permasalahan riil di bidang bisnis, industri, ekonomi, finansial, sosial dan pembangunan berkelanjutan, lingkungan, kesehatan, serta mengevaluasi dampaknya terhadap pengambilan keputusan <i>Able to analyze and evaluate innovative computation- or analytics-based statistical methods to address real-world problems in business, industry, economics and finance, social and sustainable development, environment, and health, and to assess their impact on decision-making.</i>					
	Capaian Pembelajaran Mata Kuliah (CPMK)						
	CPMK-1	Mampu mengevaluasi dan membuat algoritma penentuan konstanta normalitas dan parameter distribusi diskrit dan kontinu dalam R atau Phyton <i>Able to evaluate and create algorithms for determining normalized constants numerically using monte carlo integration for the discrete and continuous distribution parameters in R or Python</i>					
	CPMK-2	Mampu mengevaluasi dan membuat algoritma estimasi parameter distribusi/model yang berpola unimodal dan multi-modal yang close form maupun yang tidak close form dalam R atau Phyton <i>Able to evaluate and create algorithms for estimating parameters of distribution/model with unimodal and multi-modal patterns that are closed form or non-close form in R or Python</i>					

	<i>Likelihood Ratio Test (LRT), Kass-Raftery method, counting the winner process, and model selction using multiplicative joint density (MSMJJD) structures).</i>		
Bahan Kajian: Materi Pembelajaran	Distribusi diskrit & kontinu, Estimasi parameter distribusi dan model, konsep optimasi, Data augmentation, MCMC, HPD, monitoring konvergensi, dan pemilihan model <i>Discrete & continuous distributions, Estimation of distribution and model parameters, optimization concepts, Data augmentation, MCMC, HPD, convergence monitoring, and model selection</i>		
Pustaka	Utama :		
	<ol style="list-style-type: none">1. Hardel, K.H., Okhrin, O, dan Okhrin, Y. 2017, <i>Basic Elements of Computational Statistics</i>, Springer. ISBN 978-3-319-55336-8 (eBook), DOI 10.1007/978-3-319-55336-82. Paolella, M.S., 2018. <i>Fundamental Statistical Inference: A Computational Approach</i>, John Wiley & Sons. ISBN: 978-1-119-41786-63. Rizzo, M.L., 2019, <i>Statistical Computing with R</i>, Second Edition. CRC Press Taylor & Francis Group, Florida-USA. ISBN: 978-1-4665-5332-34. Martinez, W.L. dan Martinez, A.R., 2016, <i>Computational Statistics Handbook with MATLAB</i>, Third Edition, Chapman & Hall/CRC Computer Science & Data Analysis, USA. ISBN: 978-1-4665-9274-2 (eBook - PDF)5. Givens, G.H. dan Hoeting, J.A. 2013. <i>Computational statistics</i>, Second edition. John Wiley & Sons. ISBN 978-0-470-53331-4		
	Pendukung :		
	<ol style="list-style-type: none">6. Eubank, R.L. dan Kupresanin, A., 2011, <i>Statistical Computing in C++ and R</i>, CRC Press Taylor & Francis Group, Florida-USA. ISBN: : 978-1-4665-1537-6 (eBook - PDF).7. Peng, R. D. 2022. <i>Advanced Statistical Computing</i>. https://zlibrary-asia.se/book/25366713/40a62f8. Mantovan, P. and Secchi, P., 2010, <i>Complex Data Modeling and Computationally Intensive Statistical Methods</i> (Contributions to Statistics), Springer.9. Ntzoufras, I., 2009, <i>Bayesian Modeling Using WinBUGS</i>, Wiley Series in Computational Statistics,Wiley.10. Iriawan, N. 2012, <i>Pemodelan dan analisis data driven</i>, ITS Press.		
Dosen Pengampu	Prof NUR Iriawan, PhD. dan Irhamah, Ph.D.		
Matakuliah syarat			

Mg Ke-	Kemampuan akhir tiap tahapan belajar (Sub-CPMK)	Penilaian		Bantuk Pembelajaran, Metode Pembelajaran, Penugasan Mahasiswa, [Estimasi Waktu]		Materi Pembelajaran [Pustaka]	Bobot Penilaian (%)
		Indikator	Kriteria & Bentuk	Luring (offline)	Daring (online)		
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
1	Dapat menjelaskan proses binary data menjadi didistribusikan secara diskrit	1.1 Dapat menjelaskan binary data menyusun distribusi Bernoulli(p), Binomial(k,p), Geometri(p),	Observasi Aktifitas di kelas Tugas 1	<ul style="list-style-type: none"> • Ceramah Interaktif, Diskusi • Latihan Soal • Tugas individu TM: 1x3x50"		Pengantar statistika komputasi intensif, Magic zero-one number, distribusi diskrit, normalized constant.	5%

Mg Ke-	Kemampuan akhir tiap tahapan belajar (Sub-CPMK)	Penilaian		Bantuk Pembelajaran, Metode Pembelajaran, Penugasan Mahasiswa, [Estimasi Waktu]		Materi Pembelajaran [Pustaka]	Bobot Penilaian (%)
		Indikator	Kriteria & Bentuk	Luring (offline)	Daring (online)		
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
		Poisson(l), dan multinomial($p_1, \dots, p_k$) 1.2 Dapat membedakan beberapa distribusi diskrit berdasar proses terjadinya dari binary data 1.3 Dapat menentukan dan membuat algoritma menghitung normalized constant beberapa distribusi diskrit		PT: 1x3x60" BM: 1x3x60"		[1] BAB 2, Sub-Bab 2.2 [1] BAB 3, Sub-bab 3.3 s/d 3.6 [2] BAB 1 [3] BAB 6, sub-bab 6.2	
2	Dapat menjelaskan pdf dan CDF distribusi diskrit dan kontinu serta likelihoodnya	2.1 Dapat menjelaskan komponen penyusun pdf dan CDF distribusi kontinu dengan dan tanpa normalized constant 2.2 Dapat menentukan dan membuat algoritma menghitung normalized constant beberapa distribusi kontinu dengan monte carlo integration 2.3 Dapat mengestimasi parameter distribusi dengan MLE 2.4 Dapat menentukan likelihood yang close form dan non-close form	Observasi Aktifitas di kelas Tugas 2	<ul style="list-style-type: none"> Ceramah Interaktif, Diskusi Latihan Soal Tugas individu TM: 1x3x50" PT: 1x3x60" BM: 1x3x60"		Distribusi kontinu, normalized constant, likelihood, dan algoritma estimasi parameter dengan MLE [2] BAB 4, sub-bab 4.2 & 4.3 [3] BAB 6, sub-bab 6.2	5%
3	Dapat menjelaskan cara estimasi	3.1. Dapat menjelaskan dan membuat algoritma NR untuk	Observasi Aktifitas di kelas Tugas 3	<ul style="list-style-type: none"> Ceramah Interaktif, Diskusi Latihan Soal 		Algoritma estimasi parameter distribusi dengan NR.	7%

Mg Ke-	Kemampuan akhir tiap tahapan belajar (Sub-CPMK)	Penilaian		Bantuk Pembelajaran, Metode Pembelajaran, Penugasan Mahasiswa, [Estimasi Waktu]		Materi Pembelajaran [Pustaka]	Bobot Penilaian (%)
		Indikator	Kriteria & Bentuk	Luring (offline)	Daring (online)		
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	parameter untuk likelihood yang tidak close form dengan Newton-Raphson (NR)	<p>estimasi parameter distribusi</p> <p>3.2. Dapat menentukan konvergensi proses iterasi NR</p> <p>3.3. Dapat menjelaskan kapan NR gagal mengestimasi parameter</p>		<ul style="list-style-type: none"> Tugas individu <p>TM: 1x3x50"</p> <p>PT: 1x3x60"</p> <p>BM: 1x3x60"</p>		[5] BAB 2	
4	Dapat menjelaskan cara estimasi parameter untuk likelihood yang tidak close form dengan Expectation & maximization (EM)	<p>a. Dapat menjelaskan dan membuat algoritma EM untuk estimasi parameter distribusi</p> <p>b. Dapat menentukan konvergensi proses iterasi EM</p> <p>c. Dapat menjelaskan kapan EM gagal mengestimasi parameter</p>	Observasi Aktifitas di kelas Tugas 4	<ul style="list-style-type: none"> Ceramah Interaktif, Diskusi Latihan Soal Tugas individu <p>TM: 1x3x50"</p> <p>PT: 1x3x60"</p> <p>BM: 1x3x60"</p>		<p>Algoritma estimasi parameter distribusi dengan EM.</p> <p>[2] BAB 5, sub-bab 5.1.4</p> <p>[3] BAB 14, sub-bab 14.5</p> <p>[4] BAB 9, sub-bab 9.4</p> <p>[5] BAB 4</p>	7%
5	Dapat menjelaskan cara estimasi parameter model linear (regresi linear)	<p>5.1. Dapat menjelaskan dan membuat algoritma OLS, MLE, NR, dan EM untuk estimasi parameter model regresi linear</p> <p>5.2. Dapat menentukan konvergensi proses iterasi NR dan EM untuk estimasi parameter model regresi linear</p> <p>5.3. Dapat menjelaskan kapan NR dan EM akan gagal mengestimasi parameter model regresi linear</p>	Observasi Aktifitas di kelas Tugas 5	<ul style="list-style-type: none"> Ceramah Interaktif, Diskusi Latihan Soal Tugas individu <p>TM: 1x3x50"</p> <p>PT: 1x3x60"</p> <p>BM: 1x3x60"</p>		<p>Algoritma estimasi parameter model regresi secara numerik dengan OLS, MLE, NR, dan EM.</p> <p>[2] BAB 5, sub-bab 5.1.4</p> <p>[3] BAB 14, sub-bab 14.5</p> <p>[4] BAB 9, sub-bab 9.4</p> <p>[5] BAB 2 & BAB 4</p>	10%

Mg Ke-	Kemampuan akhir tiap tahapan belajar (Sub-CPMK)	Penilaian		Bantuan Pembelajaran, Metode Pembelajaran, Penugasan Mahasiswa, [Estimasi Waktu]		Materi Pembelajaran [Pustaka]	Bobot Penilaian (%)
		Indikator	Kriteria & Bentuk	Luring (offline)	Daring (online)		
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
6	Dapat menjelaskan cara estimasi parameter distribusi menggunakan konsep Markov Chain Monte Carlo	6.1. Dapat menjelaskan dan membuat algoritma Random variate Generation (RVG) 6.2. Dapat menjelaskan dan membuat algoritma RVG sesuai distribusi parameter distribusi ke dalam proses MCMC 6.3. Dapat menentukan konvergensi proses iterasi MCMC dalam mengestimasi parameter distribusi	Observasi Aktifitas di kelas Tugas 6	<ul style="list-style-type: none"> Ceramah Interaktif, Diskusi, Latihan Soal Tugas individu TM: 1x2x50" PT: 1x2x60" BM: 1x2x60"		Algoritma estimasi parameter distribusi secara numerik dengan MCMC [3] BAB 3 [4] BAB 4 [5] BAB 7 & BAB 8	8%
7	Dapat menjelaskan cara estimasi parameter model regresi menggunakan konsep Markov Chain Monte Carlo	7.1. Dapat menjelaskan dan membuat algoritma RVG sesuai distribusi parameter-parameter model regresi ke dalam proses MCMC 7.2. Dapat menentukan konvergensi proses iterasi MCMC dalam mengestimasi parameter model regresi	Observasi Aktifitas di kelas Tugas 7	<ul style="list-style-type: none"> Ceramah Interaktif, Diskusi, Latihan Soal Tugas individu TM: 1x2x50" PT: 1x2x60" BM: 1x2x60"		Algoritma estimasi parameter model regresi secara numerik dengan MCMC [3] BAB 3 [4] BAB 4 [5] BAB 7 & BAB 8 [9] BAB 2	8%
8	ETS						
9	Dapat menjelaskan konsep testing hipotesis estimasi parameter menggunakan konsep Highest Probability	9.1. Dapat menjelaskan dan membuat algoritma HPD 9.2. Dapat menjelaskan dan membuat algoritma HPD sebagai credible interval setiap estimator parameter distribusi 9.3. Dapat menjelaskan dan	Observasi Aktifitas di kelas Tugas 8	<ul style="list-style-type: none"> Ceramah Interaktif, Diskusi, Latihan Soal, Tugas individu TM: 1x2x50" PT: 1x2x60" BM: 1x2x60"		Testing hipotesis parameter distribusi dan model regresi dengan HPD. [3] BAB 11 [6] BAB 1	7%

Mg Ke-	Kemampuan akhir tiap tahapan belajar (Sub-CPMK)	Penilaian		Bantuan Pembelajaran, Metode Pembelajaran, Penugasan Mahasiswa, [Estimasi Waktu]		Materi Pembelajaran [Pustaka]	Bobot Penilaian (%)
		Indikator	Kriteria & Bentuk	Luring (offline)	Daring (online)		
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
	Distribution (HPD)	membuat algoritma HPD sebagai credible interval setiap estimator parameter model regresi linear				[10] BAB 6	
10 - 11	Dapat menjelaskan cara monitoring konvergensi estimasi parameter yang dilakukan secara iterasi numerik	10.1. Dapat menjelaskan dan membuat algoritma monitoring konvergensi estimasi parameter dengan Gelman-Rubin, Geweke, Raftery-Lewis, dan Heidelberger-Welch 10.2. Dapat menjelaskan dan membuat algoritma reparameterisasi hingga tercapainya konvergensi Gelman-Rubin, Geweke, Raftery-Lewis, dan Heidelberger-Welch 10.3. Dapat menerapkan monitoring konvergensi dalam estimasi parameter model regresi linear pada data kasus Bisnis, Industri, Ekonomi Finansial, Sosial Kependudukan, dan Lingkungan atau Kesehatan	Observasi Aktifitas di kelas Tugas 9 (kelompok)	<ul style="list-style-type: none"> • Ceramah Interaktif, Diskusi, • Latihan Soal, • Tugas kelompok TM: 1x2x50" PT: 1x2x60" BM: 1x2x60"		Monitoring konvergensi estimasi parameter secara numerik. [5] BAB 14, Sub-Bab 14.5 [6] BAB 4 [9] Appendix C	15%
12	Dapat menjelaskan konsep Optimasi estimator parameter distribusi dan model regresi	11.1. Dapat menjelaskan dan membuat algoritma optimasi estimator parameter distribusi dengan	Observasi, Aktifitas di kelas, Tugas 9	<ul style="list-style-type: none"> • Ceramah Interaktif, Diskusi, • Latihan Soal • Tugas individu 		Optimasi estimator dengan Genetic Algorithm	5%

Mg Ke-	Kemampuan akhir tiap tahapan belajar (Sub-CPMK)	Penilaian		Bantuan Pembelajaran, Metode Pembelajaran, Penugasan Mahasiswa, [Estimasi Waktu]		Materi Pembelajaran [Pustaka]	Bobot Penilaian (%)
		Indikator	Kriteria & Bentuk	Luring (offline)	Daring (online)		
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
		Genetic Algorithm (GA) 11.2. Dapat menjelaskan dan membuat algoritma optimasi estimator parameter model regresi dengan GA.		TM: 1x2x50" PT: 1x2x60" BM: 1x2x60"		[6] BAB 3, sub-bab 3.4	
13 - 14	Dapat menjelaskan konsep pemilihan model terbaik	12.1. Dapat menjelaskan dan membuat algoritma pemilihan distribusi paling representatif pada suatu data dengan Likelihood Ratio Test (LRT), Kass-Raftery method, counting the winner process, dan struktur perkalian distribusi (SPD) 12.2. Dapat menjelaskan dan membuat algoritma pemilihan model regresi paling representatif pada suatu data dengan Likelihood Ratio Test (LRT), Kass-Raftery method, counting the winner process, dan struktur perkalian distribusi (SPD) 12.3. Dapat menerapkan algoritma pemilihan model regresi paling representatif pada data kasus Bisnis, Industri, Ekonomi Finansial, Sosial	Observasi, Aktifitas di kelas, Tugas 10 (kelompok)	<ul style="list-style-type: none"> Ceramah Interaktif, Diskusi, Latihan Soal Tugas kelompok TM: 1x2x50" PT: 1x2x60" BM: 1x2x60"		Pemilihan model. [2] BAB 3, Sub-Bab 3.3 [6] BAB 3 [10] BAB 7	15%

Mg Ke-	Kemampuan akhir tiap tahapan belajar (Sub-CPMK)	Penilaian		Bantuk Pembelajaran, Metode Pembelajaran, Penugasan Mahasiswa, [Estimasi Waktu]		Materi Pembelajaran [Pustaka]	Bobot Penilaian (%)
		Indikator	Kriteria & Bentuk	Luring (<i>offline</i>)	Daring (<i>online</i>)		
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
		Kependudukan, dan Lingkungan atau Kesehatan					
15	Dapat mempresentasikan hasil implementasi algoritma estimasi model pada kasus Bisnis, Industri, Ekonomi Finansial, Sosial Kependudukan, dan Lingkungan atau Kesehatan secara berkelompok	13.1. Dapat menjelaskan dan membuat algoritma estimasi parameter hingga pemilihan distribusi paling representatif pada data kasus Bisnis, Industri, Ekonomi Finansial, Sosial Kependudukan, dan Lingkungan atau Kesehatan 13.2. Dapat menjelaskan dan membuat algoritma estimasi parameter hingga pemilihan model regresi paling representatif pada data kasus Bisnis, Industri, Ekonomi Finansial, Sosial Kependudukan, dan Lingkungan atau Kesehatan	Observasi Aktifitas tugas kelompok di kelas	<ul style="list-style-type: none"> Ceramah Interaktif, Diskusi, Latihan Soal Presentasi Tugas kelompok <div style="margin-top: 10px;"> TM: 1x2x50" P: 1x1x170" PT: 1x2x60" BM: 1x2x60" </div>		Presentasi hasil kerja kelompok pada pemodelan data yang ditugaskan di minggu ke 10.	8%
16	EAS						