

MODULE HANDBOOK

COMPUTATIONAL BAYESIAN ANALYSIS



**STATISTICS UNDERGRADUATE PROGRAM
DEPARTMENT OF STATISTICS
FACULTY OF SCIENCE AND DATA ANALYTICS
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA**

ENDORSEMENT PAGE



MODULE HANDBOOK COMPUTATIONAL BAYESIAN ANALYSIS STATISTICS UNDERGRADUATE PROGRAM DEPARTMENT OF STATISTICS INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER

Proses <i>Process</i>	Penanggung Jawab <i>Person in Charge</i>			Tanggal <i>Date</i>
	Nama <i>Name</i>	Jabatan <i>Position</i>	Tanda tangan <i>Signature</i>	
Perumus <i>Preparation</i>	Prof. Drs. Nur Iriawan, M.IKom., Ph.D	Dosen <i>Lecturer</i>		
Pemeriksa dan Pengendalian <i>Review and Control</i>	Prof. Drs. Nur Iriawan, M.IKom., Ph.D; Prof. Dr.rer.pol. Heri Kuswanto, M.Si	Tim kurikulum <i>Curriculum team</i>		
Persetujuan <i>Approval</i>	Prof. Drs. Nur Iriawan, M.IKom., Ph.D	Koordinator RMK <i>Course Cluster Coordinator</i>		
Penetapan <i>Determination</i>	Dr. Kartika Fithriasari, M.Si	Kepala Departemen <i>Head of Department</i>		

MODULE HANDBOOK

COMPUTATIONAL BAYESIAN ANALYSIS

Module name	COMPUTATIONAL BAYESIAN ANALYSIS	
Module level	Undergraduate	
Code	SS234741	
Course (if applicable)	COMPUTATIONAL BAYESIAN ANALYSIS	
Semester	7	
Person responsible for the module	Prof. Drs. Nur Iriawan, M.IKom., Ph.D	
Lecturer	Prof. Drs. Nur Iriawan, M.IKom., Ph.D; Prof. Dr.rer.pol. Heri Kuswanto, M.Si	
Language	Bahasa Indonesia and English	
Relation to curriculum	Undergraduate degree program, elective, 7 th semester.	
Type of teaching, contact hours	Case method	
Workload	1. Lectures [L]: 3 x 50 = 150 minutes per week. 2. Exercises and Assignments [EA]: 3 x 60 = 180 minutes (3 hours) per week. 3. Independent Learning [IL]: 3 x 60 = 180 minutes (3 hours) per week.	
Credit points	3 credit points (SKS) Equivalent to 4.8 ECTS	
Requirements according to the examination regulations	A student must have attended at least 80% of the lectures to sit in the exams.	
Mandatory prerequisites	-	
Learning outcomes and their corresponding PLOs	CLO. 1 Able to identify data distribution with goodness of fit test and able to estimate data distribution parameters periodically CLO. 2 Able to distinguish and pattern the value of parameter estimation if given the data results of observations in different situations and conditions. CLO.3 Be able to explain and differentiate how to determine the type of priors and hyper-priors structure needed in the process. CLO.4 Be able to determine the prior distribution of discrete and continuous distribution parameters that have one parameter. distributions that have one parameter (Discrete: Bernoulli, Poisson; Continuous: Experimental, sigma normal known)	PLO-4 PLO-5 PLO-7 PLO-9 PLO-10

	<p>CLO.5 Be able to determine the posterior distribution of the parameters of discrete and continuous distributions that has one meter</p> <p>CLO.6 Able to explain the basic principles of Bayesian calculation in constructing the posterior distribution of parameters from numerical parameter data patterns</p> <p>CLO.7 Be able to compile a posterior data generator algorithm with a single parameter distribution parameter</p> <p>CLO.8 Able to explain the concept of Markov Chain Monte Carlo in parameter estimation.</p> <p>CLO.9 Be able to create and explain the doodle structure and syntax of the posterior estimation program in Win BUGS for the l distribution mode with a single parameter</p>	
Content	<p>This course discusses the concept and application of the Bayesian method to perform data driven statistical inference which includes estimating distribution parameters and estimating statistical models, as well as selecting the best model for a data. The learning process starts from discussing the concept of Bayes' theorem, introducing, and determining the prior distribution, and arranging the posterior distribution. The estimation of the posterior model is done both mathematically and computationally by applying Bayesian MCMC in Win BUGS. The implementation of Bayesian analysis will be carried out for both single and multiple parameterized models and for simple linear regression. It also discusses the comparisons (advantages and disadvantages) of the Bayesian and frequentist methods. At the end of the lecture, it will be discussed how to choose the best model in Bayesian modeling.</p>	
Assessment and its weight	<p>In-class exercises</p> <p>Assignment 1, 2, 3</p> <p>Mid-term examination</p> <p>Final examination</p>	
Media employed	LCD, whiteboard, websites (myITS Classroom), zoom	
Reading list	<ol style="list-style-type: none"> 1. Albert, J., 2009. Bayesian Computation With R. 2nd edition. New York, USA : Springer. 2. Gelman, A., Carlin, J. B., Stern, H. S. Dunson, D.B., Vehtari, A. and Rubin, D. B., 2014. Bayesian Data Analysis. London: Chapman dan Hall. 3. Ghosh, J.K., Delampady, M., and Samanta, T., 2006. An Introduction to Bayesian Analysis: Theory and Methods. New York, USA : Springer. 4. Kruschke, J.K., 2010. Doing Bayesian Data Analysis: A Tutorial with R and BUGS. Academic Press. 	

- | | |
|--|---|
| | <ol style="list-style-type: none">5. Ntzoufras, I., 2009. Bayesian Modeling Using WinBUGS. New Jersey, USA : John Wiley dan Sons.6. Robert, C. P., 2007. The Bayesian Choice: From Decision-Theoretic Foundations to Computational Implementation. 2nd edition. New York, USA : Springer.7. Tanner, M. A., 1996. Tools for Statistical Inference: Methods for the ExCPLration of Posterior Distributions and Likelihood Functions. 3rd edition. New York : Springer-Verlag.8. Pozrikidis,C., 2007. Introduction to C++ Programming and Graphics9. Reynolds, C. dan Tymann,P., 2003. Principles of Computer Science. McGraw-Hill.10. Tremblay dan Bunt. 2000. An Introduction to Computer Science and Algorithm Approach. McGraw-Hill.11. Verschuuren, G, M. 2008. Excel 2007 for Scientists. Holy Macro Books |
|--|---|



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

**RENCANA PEMBELAJARAN SEMESTER/
SEMESTER LEARNING PLAN**

MATA KULIAH (MK)/ Course	KODE/ Code	Rumpun MK/ Course Group	BOBOT (sks)/ Weight (credit)		SEMESTER/ Semester	Tgl Penyusunan/ Drafting Date
ANALISIS BAYESIAN KOMPUTASIONAL/ COMPUTATIONAL BAYESIAN ANALYSIS	SS234741	Statistika Komputasi dan Sains Data	T=3	P=0	VII	Januari 2023
OTORISASI/ AUTHORIZATION	Pengembang RPS/ RPS Developer		Koordinator RMK/ Course Group Coordinator		Ketua PRODI/ Head of Department	
	Prof. Drs. Nur Iriawan, M.IKom., Ph.D; Prof. Dr.rer.pol. Heri Kuswanto, M.Si		Prof. Drs. Nur Iriawan, M.IKom., Ph.D		Dr. Kartika Fithriasari, M.Si	
Capaian Pembelajaran (CP)/ Learning Achievement	CPL-PRODI yang dibebankan pada MK/ PLO					
	CPL-4	Mampu menerapkan Sains dan Matematika untuk mendukung pemahaman metode statistika				
	CPL-5	Mampu menerapkan teori statistika pada metode statistika				
	CPL-7	Mampu menggunakan perangkat komputasi modern untuk menyelesaikan permasalahan statistik				
	CPL-9	Mampu menerapkan metode statistika dengan tepat serta mengevaluasinya untuk menganalisis permasalahan teoritis dan riil				
	CPL-10	Mampu menerapkan metode Statistika Bisnis, Industri, Ekonomi Finansial, Sosial Kependudukan, Lingkungan atau Kesehatan yang berbasis Komputasi pada permasalahan riil				
	PLO-4	<i>Able to apply Science and Mathematics to support understanding of statistical methods</i>				
	PLO-5	<i>Able to apply statistical theory to statistical methods</i>				
	PLO-7	<i>Able to use modern computing devices to solve statistical problems</i>				
	PLO-9	<i>Able to apply statistical methods correctly and evaluate them to analyze theoretical and real problems</i>				
PLO-10	<i>Able to apply Computing-based Business, Industrial, Financial Economic, Social Population, Environmental or</i>					

Health Statistics methods to real problems

**Capaian Pembelajaran Mata Kuliah (CPMK)/
CLO**

CPMK. 1 Mampu mengidentifikasi distribusi data dengan goodness of fit test dan mampu memperkirakan parameter distribusi data secara berkala dalam CPMK. 2 Mampu membedakan dan pola Nilai estimasi parameter jika diberikan data hasil pengamatan dalam situasi dan kondisi yang berbeda
 CPMK. 3 Mampu menjelaskan dan membedakan cara menentukan jenis struktur priors dan hyper-prior yang diperlukan dalam proses estimasi parameter
 CPMK. 4 Mampu menentukan distribusi terlebih dahulu parameter distribusi diskrit dan kontinu yang memiliki satu parameter (Diskrit: Bernoulli, Poisson; Kontinu: Eksperimental, sigma normal diketahui)
 CPMK. 5 Mampu menentukan distribusi posterior parameter distribusi diskrit dan kontinu yang memiliki satu parameter
 CPMK. 6 Mampu menjelaskan prinsip-prinsip dasar perhitungan Bayesian dalam membangun distribusi posterior parameter dari pola data parameter numerik
 CPMK 7. Mampu menyusun algoritma posterior data generator dengan parameter distribusi parameter tunggal
 CPMK 8. Mampu menjelaskan konsep Markov Chain Monte Carlo dalam estimasi parameter.
 CPMK 9. Mampu membuat dan menjelaskan struktur doodle dan sintaks program estimasi posterior di Win BUGS untuk mode distribusi I dengan parameter tunggal

*CLO. 1 Able to identify data distribution with goodness of fit test and able to estimate data distribution parameters periodically
 CLO. 2 Able to distinguish and pattern the value of parameter estimation if given the data results of observations in different situations and conditions.
 CLO.3 Be able to explain and differentiate how to determine the type of priors and hyper-priors structure needed in the process.
 CLO.4 Be able to determine the prior distribution of discrete and continuous distribution parameters that have one parameter distributions that have one parameter (Discrete: Bernoulli, Poisson; Continuous: Experimental, sigma normal known)
 CLO.5 Be able to determine the posterior distribution of the parameters of discrete and continuous distributions that has one meter
 CLO.6 Able to explain the basic principles of Bayesian calculation in constructing the posterior distribution of parameters from numerical parameter data patterns
 CLO.7 Be able to compile a posterior data generator algorithm with a single parameter distribution parameter
 CLO.8 Able to explain the concept of Markov Chain Monte Carlo in parameter estimation.
 CLO.9 Be able to create and explain the doodle structure and syntax of the posterior estimation program in Win BUGS for the I distribution mode with a single parameter*

Matrik CPL – CPMK

PLO-CLO Matrix

	CPL-4	CPL-5	CPL-7	CPL-9	CPL-10
CPMK-1	✓		✓		✓
CPMK-2				✓	✓
CPMK-3	✓	✓			✓
CPMK-4	✓	✓	✓	✓	✓
CPMK-5			✓		✓
CPMK-6					✓
CPMK-7	✓				✓
CPMK-8	✓	✓			✓
CPMK-9				✓	✓

Deskripsi Singkat MK/ Course Description	<p>Mata kuliah ini membahas konsep dan aplikasi metode Bayesian untuk melakukan data driven statistical inference yang meliputi estimasi parameter distribusi dan estimasi model statistik, serta pemilihan model terbaik untuk suatu data. Proses pembelajaran dimulai dari membahas konsep teorema Bayes, memperkenalkan, dan menentukan prior distribusi, serta mengatur distribusi posterior. Estimasi model posterior dilakukan baik secara matematis maupun komputasi dengan menerapkan Bayesian MCMC pada Win BUGS. Implementasi analisis Bayesian akan dilakukan untuk model parameter tunggal dan ganda dan untuk regresi linier sederhana. Ini juga membahas perbandingan (kelebihan dan kekurangan) dari metode Bayesian dan frequentist. Di akhir perkuliahan akan dibahas bagaimana memilih model terbaik dalam Bayesian modeling</p> <p><i>This course discusses the concept and application of the Bayesian method to perform data driven statistical inference which includes estimating distribution parameters and estimating statistical models, as well as selecting the best model for a data. The learning process starts from discussing the concept of Bayes' theorem, introducing, and determining the prior distribution, and arranging the posterior distribution. The estimation of the posterior model is done both mathematically and computationally by applying Bayesian MCMC in Win BUGS. The implementation of Bayesian analysis will be carried out for both single and multiple parameterized models and for simple linear regression. It also discusses the comparisons (advantages and disadvantages) of the Bayesian and frequentist methods. At the end of the lecture, it will be discussed how to choose the best model in Bayesian modeling.</i></p>														
Bahan Kajian: Materi Pembelajaran/ Course Material	<p>Sains Dasar, Matematika, Teori Statistika, Pemrosesan Data <i>Basic Science, Mathematics, Statistical Theory, Data Processing</i></p>														
Pustaka/ References	<table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr> <td style="width: 20%;">Utama/Primary:</td> <td></td> </tr> <tr> <td></td> <td>1. Albert, J., 2009. Bayesian Computation With R. 2nd edition. New York, USA : Springer</td> </tr> <tr> <td>Pendukung/Secondary:</td> <td></td> </tr> <tr> <td></td> <td>1. Gelman, A., Carlin, J. B., Stern, H. S. Dunson, D.B., Vehtari, A. and Rubin, D. B., 2014. Bayesian Data Analysis. London: Chapman dan Hall.</td> </tr> <tr> <td></td> <td>2. Ghosh, J.K., Delampady, M., and Samanta, T., 2006. An Introduction to Bayesian Analisis: Theory and Methods. New York, USA : Springer.</td> </tr> <tr> <td></td> <td>3. Kruschke, J.K., 2010. Doing Bayesian Data Analysis: A Tutorial with R and BUGS. Academic Press.</td> </tr> <tr> <td></td> <td>4. Ntzoufras, I., 2009. Bayesian Modeling Using WinBUGS. New Jersey, USA : John Wiley dan Sons.</td> </tr> </table>	Utama/Primary:			1. Albert, J., 2009. Bayesian Computation With R. 2nd edition. New York, USA : Springer	Pendukung/Secondary:			1. Gelman, A., Carlin, J. B., Stern, H. S. Dunson, D.B., Vehtari, A. and Rubin, D. B., 2014. Bayesian Data Analysis. London: Chapman dan Hall.		2. Ghosh, J.K., Delampady, M., and Samanta, T., 2006. An Introduction to Bayesian Analisis: Theory and Methods. New York, USA : Springer.		3. Kruschke, J.K., 2010. Doing Bayesian Data Analysis: A Tutorial with R and BUGS. Academic Press.		4. Ntzoufras, I., 2009. Bayesian Modeling Using WinBUGS. New Jersey, USA : John Wiley dan Sons.
Utama/Primary:															
	1. Albert, J., 2009. Bayesian Computation With R. 2nd edition. New York, USA : Springer														
Pendukung/Secondary:															
	1. Gelman, A., Carlin, J. B., Stern, H. S. Dunson, D.B., Vehtari, A. and Rubin, D. B., 2014. Bayesian Data Analysis. London: Chapman dan Hall.														
	2. Ghosh, J.K., Delampady, M., and Samanta, T., 2006. An Introduction to Bayesian Analisis: Theory and Methods. New York, USA : Springer.														
	3. Kruschke, J.K., 2010. Doing Bayesian Data Analysis: A Tutorial with R and BUGS. Academic Press.														
	4. Ntzoufras, I., 2009. Bayesian Modeling Using WinBUGS. New Jersey, USA : John Wiley dan Sons.														


	<ol style="list-style-type: none"> 5. Robert, C. P., 2007. The Bayesian Choice: From Decision- Theoretic Foundations to Computational Implementation. 2nd edition. New York, USA : Springer. 6. Tanner, M. A., 1996. Tools for Statistical Inference: Methods for the ExCPLration of Posterior Distributions and Likelihood Functions. 3rd edition. New York : Springer-Verlag. 7. Pozrikidis,C., 2007. Introduction to C++ Programming and Graphics 8. Reynolds, C. dan Tymann,P., 2003. Principles of Computer Science. McGraw-Hill. 9. Tremblay dan Bunt. 2000. An Introduction to Computer Science and Algorithm Approach. McGraw-Hill. 10. Verschuuren, G, M. 2008. Excel 2007 for Scientists. Holy Macro Books 						
Dosen Pengampu/ Lecturers	Prof. Drs. Nur Iriawan, M.IKom., Ph.D; Prof. Dr.rer.pol. Heri Kuswanto, M.Si						
Matakuliah syarat/ Pre-requisite Course	-						
Mg Ke-Week	Kemampuan akhir tiap tahapan belajar (Sub-CPMK) Final capability for each learning step	Penilaian Evaluation		Bantuk Pembelajaran, Metode Pembelajaran, Penugasan Mahasiswa, [Estimasi Waktu]		Materi Pembelajaran [Pustaka] Learning Material [References]	Bobot Penilaian (%) Evaluation Weight (%)
		Indikator Indicator	Kriteria & Bentuk Criteria and Format	Luring Offline	Daring Online		
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)
1	Mampu membedakan konsep Bayesian dan non-	a. Memahami konsep hukum Bayes	Tugas, Observasi di kelas	Ceramah Interaktif Latihan Soal,		Teorema Bayes dan Bayesian inference	5%

	Bayesian (frequentist)	Memahami perbedaan cara berfikir Bayesian vs frequentist		Diskusi, Praktikum TM: 2x4x50" BM: 2x4x60" LT: 2x4x60"			
2	Mampu mengidentifikasi distribusi data dengan uji <i>goodness of fit</i> dan mampu melakukan estimasi parameter distribusi data secara Frequentis	Memahami cara identifikasi dan karakteristik distribusi data	Tugas, Observasi di kelas, Tes, Presentasi, dan Makalah	Ceramah Interaktif Latihan Soal, Diskusi, Praktikum TM: 4x50" BM: 4x60" LT: 4x60"		MLE, Kolmogorov-Smirnov	7%
3	Mampu membedakan dan mempolakan nilai estimasi parameter jika diberikan data dari pengamatan pada situasi dan kondisi yang berbeda-beda	Memahami parameter distribusi data selalu mempunyai pola tertentu	Tugas, Observasi di kelas, Tes, Presentasi, dan Makalah	Ceramah Interaktif Latihan Soal, Diskusi, Praktikum TM: 4x50" BM: 4x60" LT: 4x60"		Parameter model sebagai variabel	10%
4	Mampu menjelaskan dan membedakan cara penentuan jenis-jenis prior dan struktur hiper-prior yang dibutuhkan dalam proses estimasi Parameter	a) Memahami jenis prior conjugate/nonconjugate; informative/noninformative; proper/improper; dan pseudo-prior dan kombinasinya Memahami perlu diadakannya hiperprior dalam model Bayesian	Tugas, Observasi di kelas, Tes, Presentasi, dan Makalah	Ceramah Interaktif Latihan Soal, Diskusi, Praktikum TM: 4x50" BM: 4x60" LT: 4x60"		Jenis Prior dan Hiper Prior	18%
5	Mampu menentukan distribusi prior parameter distribusi diskrit dan kontinyu yang mempunyai satu parameter (Diskrit: Bernoulli, Poisson; Kontinyu: Eksponensial, Normal sigma diketahui)	a. Mampu memilih prior yang tepat untuk estimasi parameter distribusi Bernoulli dan Poisson secara Bayesian Mampu memilih prior yang tepat untuk estimasi parameter distribusi	Tugas, Observasi di kelas, Tes, Presentasi, dan Makalah	Ceramah Interaktif Latihan Soal, Diskusi, Praktikum TM: 3x4x50" BM: 3x4x60" LT: 3x4x60"		Prior Jeffrey's	

		Eksponensial, Normal- sigma diketahui secara Bayesian					
6	Mampu menentukan distribusi posterior parameter distribusi diskrit dan kontinyu yang mempunyai satu Parameter	Mampu menghitung probabilitas posterior parameter data yang berdistribusi diskrit (Bernoulli, Poisson) dan kontinyu (Eksponensial, Normal- sigma diketahui)	Tugas, Observasi di kelas, Tes, Presentasi, dan Makalah	Ceramah Interaktif Latihan Soal, Diskusi, Praktikum TM: 2x4x50" BM: 2x4x60" LT: 2x4x60"		Posterior Proporsional	
7	Mampu menjelaskan prinsip dasar komputasi Bayesian dalam membangun distribusi posterior parameter dari pola data berparameter tunggal secara numerik	Mampu menghitung probabilitas posterior parameter data yang berdistribusi diskrit (Bernoulli, Poisson) dan kontinyu (Eksponensial, Normal- sigma diketahui) secara algoritmis komputasional	Tugas, Observasi di kelas, Tes, Presentasi, dan Makalah	Ceramah Interaktif Latihan Soal, Diskusi, Praktikum TM: 2x4x50" BM: 2x4x60" LT: 2x4x60"		Konsep integral dan estimasi parameter komputasional	10% / 50%
8	ETS/Midterm						
9	Mampu menjelaskan konsep Markov Chain Monte Carlo dalam estimasi parameter	Mampu menggunakan WinBUGS untuk penyederhanaan pemodelan Bayesian dengan MCMC	Tugas, Observasi di kelas, Tes, Presentasi, dan Makalah	Ceramah Interaktif Latihan Soal, Diskusi, Praktikum TM: 2x4x50" BM: 2x4x60" LT: 2x4x60"		Data augmentation dan Markov Chain Monte Carlo (MCMC)	5%
10	Mampu membuat dan menjelaskan struktur doodle dan sintaks program estimasi posterior dalam WinBUGS sebagai proses MCMC untuk estimasi model distribusi dengan	a. Mampu menyelesaikan persoalan yang memerlukan Pernyataan Bersyarat IF dan Case b. Mampu menyelesaikan persoalan yang memerlukan perulangan While, Do, For	Tugas, Observasi di kelas, Tes, Presentasi, dan Makalah	Ceramah Interaktif Latihan Soal, Diskusi, Praktikum TM: 2x4x50"		Node (Stokastik, logical, konstan), path, dan Frame sebagai bentuk integralistik estimasi Bayesian	10%

	parameter tunggal	Mampu membuat algoritma untuk menyelesaikan persoalan		BM: 2x4x60" LT: 2x4x60"			
11	Mampu menggunakan WinBUGS untuk melakukan estimasi dan uji hipotesis parameter dari data yang berdistribusi dengan parameter tunggal	Mampu membedakan dan memodelkan permasalahan dengan Bayesian single parameter	Tugas, Observasi di kelas, Tes, Presentasi, dan Makalah	Ceramah Interaktif Latihan Soal, Diskusi, Praktikum TM: 2x4x50" BM: 2x4x60" LT: 2x4x60"		Konvergensi Komputasi Bayes dan uji hipotesis dalam WinBUGS	5%
12	Mampu menentukan distribusi prior parameter distribusi diskrit dan kontinyu yang mempunyai lebih dari satu parameter (Diskrit: Binomial; Kontinyu: Normal, Gamma, Weibull)	Mampu membedakan efek perbedaan prior dalam memodelkan permasalahan dengan Bayesian multiple parameter	Tugas, Observasi di kelas, Tes, Presentasi, dan Makalah	Ceramah Interaktif Latihan Soal, Diskusi, Praktikum TM: 3x4x50" BM: 3x4x60" LT: 3x4x60"		Mampu membedakan efek perbedaan prior dalam memodelkan permasalahan dengan Bayesian multiple parameter	10%
13	Mampu menentukan distribusi posterior parameter distribusi diskrit dan kontinyu yang mempunyai lebih dari satu parameter	Mampu membedakan dan memodelkan permasalahan dengan Bayesian multiple parameter	Tugas, Observasi di kelas, Tes, Presentasi, dan Makalah	Ceramah Interaktif Latihan Soal, Diskusi, Praktikum TM: 2x4x50" BM: 2x4x60" LT: 2x4x60"		MCMC dan konvergensi Bayesian multiple parameter	5%
14	Mampu menentukan prior dan posterior parameter dalam model regresi linear sederhana untuk mengestimasi model regresi linear secara Bayesian menggunakan WinBUGS	a. Mampu memilih dan menyusun prior dan hiper-prior dalam Bayesian regresi Mampu menyusun model posterior Bayesian Regresi	Tugas, Observasi di kelas, Tes, Presentasi, dan Makalah	Ceramah Interaktif Latihan Soal, Diskusi, Praktikum TM: 2x4x50" BM: 2x4x60" LT: 2x4x60"		Hiper-parameter dan model hirarki	5%
15	Mampu menjelaskan dan menerapkan prinsip Bayes faktor untuk pemilihan model terbaik	a. Mampu menyusun model struktur perkalian distribusi Mampu menerapkan Bayes faktor dalam pemilihan model	Tugas, Observasi di kelas, Tes, Presentasi, dan Makalah	Ceramah Interaktif Latihan Soal, Diskusi, Praktikum TM: 3x4x50"		Bayes odds, Struktur Perkalian Distribusi, Deviance	10%

				BM: 3x4x60" LT: 3x4x60"			
16	Evaluasi Akhir Semester / Ujian Akhir Semester/ <i>Final Exam</i>						

	RENCANA ASESMEN & EVALUASI <i>Assessment and Evaluation Plan</i> Program Studi Sarjana Statistika / <i>Statistics Undergraduate Program</i> ANALISIS BAYESIAN KOMPUTASIONAL / COMPUTATIONAL BAYESIAN ANALYSIS		RA&E
			SLK-41
Kode MK: SS234741 <i>Course Code:</i> SS234741	Bobot sks (T/P): 3 <i>CREDITS : 3</i>	Rumpun MK: Statistika Komputasi dan Sains Data <i>Course cluster:</i> Computational and Data Science Statistics	Smt: VII <i>Semester VII</i>
OTORISASI <i>AUTHORIZATION</i>	Penyusun <i>Author</i> Prof. Drs. Nur Iriawan, M.IKom., Ph.D; Prof. Dr.rer.pol. Heri Kuswanto, M.Si	Koordinator RMK <i>Coordinator of course cluster</i> Prof. Drs. Nur Iriawan, M.IKom., Ph.D.	Kaprodi <i>Head of Department</i> Dr. Kartika F, M.Si.

Mg ke (1)	Sub CP-MK (2)		Bentuk Asesmen (Penilaian) / Evaluation Type (3)	Bobot / Scoring (%) (4)
	No	Kemampuan akhir / Final Capability		
1		Mampu membedakan konsep Bayesian dan non-Bayesian (frequentist)		5%
2		Mampu mengidentifikasi distribusi data dengan uji <i>goodness of fit</i> dan mampu melakukan estimasi parameter distribusi data secara Frequentis		7%
3		Mampu membedakan dan mempolakan nilai estimasi parameter jika diberikan data dari pengamatan pada situasi dan kondisi yang berbeda -beda		10%
4		Mampu menjelaskan dan membedakan cara penentuan jenis-jenis prior dan struktur hiper-prior yang dibutuhkan dalam proses estimasi Parameter		18%
5		Mampu menentukan distribusi prior parameter distribusi diskrit dan kontinyu yang mempunyai satu parameter (Diskrit: Bernoulli, Poisson; Kontinyu: Eksponensial, Normal sigma diketahui)		
6		Mampu menentukan distribusi posterior parameter distribusi diskrit dan kontinyu yang mempunyai satu Parameter		
7		Mampu menjelaskan prinsip dasar komputasi		10% / 50%

		Bayesian dalam membangun distribusi posterior parameter dari pola data berparameter tunggal secara numerik		
8		Evaluasi Tengah Semester <i>Mid Semester Evaluation</i>		
9		Mampu menjelaskan konsep Markov Cain Monte Carlo dalam estimasi parameter		5%
10		Mampu membuat dan menjelaskan struktur doodle dan sintaks program estimasi posterior dalam WinBUGS sebagai proses MCMC untuk estimasi model distribusi dengan parameter tunggal		10%
11		Mampu menggunakan WinBUGS untuk melakukan estimasi dan uji hipotesis parameter dari data yang berdistribusi dengan parameter tunggal		5%
12		Mampu menentukan distribusi prior parameter distribusi diskrit dan kontinyu yang mempunyai lebih dari satu parameter (Diskrit: Binomial; Kontinyu: Normal, Gamma, Weibull)		10%
13		Mampu menentukan distribusi posterior parameter distribusi diskrit dan kontinyu yang mempunyai lebih dari satu parameter		5%
14		Mampu menentukan prior dan posterior parameter dalam model regresi linear sederhana untuk mengestimasi model regresi linear secara Bayesian menggunakan WinBUGS		5%
15		Mampu menjelaskan dan menerapkan prinsip Bayes faktor untuk pemilihan model terbaik		10%
16		Evaluasi Akhir <i>Final Evaluation</i>		
Total Bobot Penilaian				100%