2.4 Module aus dem B.Sc./M.Sc. Mathematik

Die Module mit den Kürzeln MC4, MD1, MD2, MD3, MD4, MD5, MD6 und ME3 wurden aus dem Modulhandbuch des Bachelor-Studiengangs Mathematik (Fassung vom 10.10.2014) entnommen.
Die Module mit den Kürzeln MG19, MG20, MG21, MH5, MH7, MH8, MH12, MH13, MH14, MH15, MH16, MH17, MH18, MH21 und MH27 wurden aus dem Modulhandbuch des Master-Studiengangs Mathematik (Fassung vom 27.01.2015) entnommen.
Das Modul MH19 wurde zum Sommersemester 2016 aktualisiert.
Die Module MH14 und MH15 wurden zum Wintersemester 2016/17 aktualisiert.

Wahrscheinlichkeitstheorie

Code MC4	**Name** Wahrscheinlichkeitstheorie	
Leistungspunkte 8 LP	**Dauer** ein Semester	**Turnus** mind. jedes zweite Semester
Lehrform Vorlesung 4 SWS, Übung 2 SWS	**Arbeitsaufwand** 240 h	**Verwendbarkeit** BA Mathematik, LA Mathematik ab dem 4. Semester
Lernziel	Grundlagen für alle Gebiete der Wahrscheinlichkeitstheorie und Statistik	
Inhalt	I. Maß- und Integrationstheorie: σ-Algebren, Borel-σ-Algebra, messbare Abbildungen, Konstruktion von Wahrscheinlichkeitsmaßen, Produkträume. Erwartungswert als Maßintegral, Sätze von Lebesgue, Beppo Levi, Fubini und Radon-Nikodym. II. Konvergenz von Zufallsvariablen: L^p-Räume, Zusammenhang zwischen fast sicherer, stochastischer und L^p-Konvergenz, Starkes Gesetz der großen Zahlen, Konvergenz in Verteilung, charakteristische Funktionen, zentraler Grenzwertsatz. III. Bedingte Verteilungen: Bedingte Erwartungen, Markov-Kerne, Martingale in diskreter Zeit. IV. Stochastische Prozesse: Brownsche Bewegung, Poisson-Prozess, Empirischer Prozess.	
Voraussetzungen	empfohlen sind: Analysis I und II (MA1, MA2) , Lineare Algebra I und II (MA4, MA5), Höhere Analysis (MA3), Einführung in die Wahrscheinlichkeitstheorie und Statistik (MA 8)	
Prüfungs-modalitäten	Lösung von Übungsaufgaben mit benoteter 2-stündiger Klausur. Art und Zeitpunkt einer Wiederholungsprüfung wird vom Dozenten festgelegt und zu Beginn der Vorlesung bekannt gegeben.	
Nützliche Literatur	Bauer, H.: Wahrscheinlichkeitstheorie, de Gruyter. Billingsley, P.: Probability and Measure, Wiley. Dudley, R.N.: Real Analysis and Probability Durrett, R.: Probability: Theory and Examples, Duxbury Press Jacod, J. and Protter, P.: Probability Essentials, Springer Shiryaev, A.: Probability, Springer.	

Numerik

Code MD1	**Name** Numerik	
Leistungspunkte 8 LP	**Dauer** ein Semester	**Turnus** mind. jedes zweite Semester
Lehrform Vorlesung 4 SWS, Übung 2 SWS	**Arbeitsaufwand** 240 h	**Verwendbarkeit** für Studiengänge BA Mathematik, BA Informatik, BA Physik, LA Mathematik, LA Informatik jeweils ab dem 3. Studiensemester
Lernziel	Kenntnisse der numerischen Lösung von Anfangswert- und Randwertaufgaben gewöhnlicher Differentialgleichungen und einfacher partieller Differentialgleichungen Abstraktes und algorithmisches Denken, Anwendung von Techniken der Analysis und linearen Algebra	
Inhalt	I. Theorie von Anfangs- und Randwertaufgaben II. Einschrittmethoden: Konsistenz, Stabilität, Konvergenz. III. Numerische Stabilität und steife Anfangswertaufgaben IV. Andere Verfahrensklassen: Lineare Mehrschrittmethoden, Extrapolationsmethoden, Galerkin-Methoden (optional). V. Lösung von Differentiellalgebraischen Aufgaben VI. Lösung von Randwertaufgaben: Schießverfahren, Differenzen und Galerkin-Verfahren (optional). VII. Differenzenverfahren für elliptische partielle Differentialgleichungen, Laplace-Gleichung, 5-Punkte-Approximation. VIII. Iterative Lösungsverfahren für diskretisierte Probleme.	
Voraussetzungen	empfohlen sind: Analysis I (MA1), Lineare Algebra I (MA4), Einführung in die Numerik (MA7)	
Prüfungsmodalitäten	Lösung von Übungsaufgaben, mit benoteten 2-stündigen Klausuren, Wiederholungsmöglichkeit mit der Vorlesung im Folgejahr.	
Nützliche Literatur	Bekanntgabe in der Vorlesung (Vorlesungsskripum)	

Statistik

Code MD2	**Name** Statistik	
Leistungspunkte 8 LP	**Dauer** ein Semester	**Turnus** mind. jedes zweite Semester
Lehrform Vorlesung 4 SWS, Übung 2 SWS	**Arbeitsaufwand** 240 h	**Verwendbarkeit** BA Mathematik, LA Mathematik ab dem 4. Semester
Lernziel	Prinzipien der mathematischen Statistik	
Inhalt	I. Entscheidungstheorie: Dualität von Tests und Konfidenzbereichen, Neyman-Pearson-Theorie, allgemeine Entscheidungsverfahren, Risikofunktionen, Bayes- und Minimaxoptimalität II. Asymptotische Statistik: Verteilungsapproximation, Fisher-Information, relative asymptotische Effizienz von Tests und Schätzern, Likelihood-basierte Verfahren, nichtparametrische Verfahren.	
Voraussetzungen	empfohlen sind: Analysis I (MA1), Lineare Algebra I (MA4), Einführung in die Wahrscheinlichkeitstheorie u. Statistik (MA8), Wahrscheinlichkeitstheorie (MC4)	
Prüfungs-modalitäten	Lösung von Übungsaufgaben mit benoteter 2-stündiger Klausur. Art und Zeitpunkt einer Wiederholungsprüfung wird vom Dozenten festgelegt und zu Beginn der Vorlesung bekannt gegeben.	
Nützliche Literatur	Bickel, P. J. and Doksum, K. A.: Mathematical Statistics, Prentice Hall Lehmann, E. L.: Testing Statistical Hypotheses, Springer Verlag Van der Vaart, A. W.: Asymptotic Statistics, Cambridge University Press	

Lineare Optimierung

Code MD3	**Name** Lineare Optimierung	
Leistungspunkte 8 LP	**Dauer** ein Semester	**Turnus**
Lehrform Vorlesung 4 SWS, Übung 2 SWS	**Arbeitsaufwand** 240 h	**Verwendbarkeit** BA Mathematik, LA Mathematik ab dem 2. Semester
Lernziel	Probleme, Theorie, Methoden und Algorithmen der Linearen Optimierung	
Inhalt	Die Vorlesung behandelt die folgenden Themen: Formulierung von linearen Optimierungsproblemen Dualitätstheorie Struktur von Polyedern Die Simplexmethode, Grundversion und Varianten Der duale Simplex-Algorithmus Postoptimale Analyse und Re-Optimierung Polynomiale Algorithmen zur Linearen Optimierung Innere-Punkte-Methoden	
Voraussetzungen	empfohlen sind: Lineare Algebra I, Programmierkenntnisse	
Prüfungs-modalitäten	Lösung von Übungsaufgaben mit benoteter Klausur bzw. mündlicher Prüfung. Art und Zeitrahmen einer Wiederholungsprüfung werden vom Dozenten festgelegt und zu Beginn der Vorlesung bekannt gegeben.	
Nützliche Literatur	Padberg: Linear Optimization and Extensions Chvátal: Linear Programming Wright: Primal-Dual Interior-Point Methods	

Nichtlineare Optimierung

Code	**Name**	
MD4	Nichtlineare Optimierung	
Leistungspunkte 8 LP	**Dauer** ein Semester	**Turnus**
Lehrform Vorlesung 4 SWS, Übung 2 SWS	**Arbeitsaufwand** 240 h	**Verwendbarkeit** BA Mathematik, LA Mathematik ab dem 3. Semester
Lernziel	Probleme, Theorie, Methoden und Algorithmen der Nichtlinearen Optimierung	
Inhalt	Die Vorlesung behandelt die folgenden Themen: Endlich-dimensionale, glatte, kontinuierliche, nichtlineare Optimierungsprobleme, Optimalitäsbedingungen für unbeschränkte und beschränkte Optimierungsprobleme, Gradientenverfahren, Konjugierte Gradienten-(CG-) Verfahren, Line Search, Newton- und Quasi-Newton-SQP-Verfahren, Gauß-Newton-Verfahren, Behandlung von Ungleichungsbeschränkungen, Trust-Region- Verfahren, Automatische Differentiation	
Voraussetzungen	empfohlen sind: Lineare Algebra I, Analysis I und II, Programmierkenntnisse	
Prüfungs-modalitäten	Lösung von Übungsaufgaben. Benotete Klausur bzw. mündliche Prüfung. Art und Zeitrahmen einer Wiederholungsprüfung werden vom Dozenten festgelegt und zu Beginn der Vorlesung bekannt gegeben.	
Nützliche Literatur	Nocedal, Wright: Numerical Optimization Gill, Murray, Saunders, Wright: Practical Optimization Geiger, Kanzow: Numerik (un)restringierter Optimierung Jarre, Stoer: Optimierung	

Wissenschaftliches Rechnen

Code	**Name**	
MD5	Wissenschaftliches Rechnen	
Leistungspunkte	**Dauer**	**Turnus**
8 LP	ein Semester	mind. jedes vierte Semester
Lehrform	**Arbeitsaufwand**	**Verwendbarkeit**
Vorlesung 4 SWS, Übung 2 SWS	240 h	BA und MA Mathematik, LA Mathematik
Lernziel	Grundlegende Methoden der Modellbildung und Simulation. Schwerpunktmäßig werden die Prozesse betrachtet, die sich mit Hilfe partieller Differentialgleichungen beschreiben lassen.	
Inhalt	Hauptthemen sind: I. Modellbildung: Modellierungssystematik, Diskrete Systeme, kontinuierliche Prozesse, Standardansätze zur Modellierung, Erhaltungsgleichung. II. Simulationsmethoden: Grundlegende Diskretisierungsverfahren, elementare Lösertechniken. III. Anwendungsbeispiele: Hier kommen einfache Anwendungen aus Biologie, Medizin, Physik u. a. zur Diskussion.	
Voraussetzungen	empfohlen sind: Mathematische Grundvorlesungen MA1 bis MA8	
Prüfungs-modalitäten	Lösung von Übungsaufgaben mit benoteter Klausur bzw. mündlicher Prüfung. Art und Zeitpunkt einer Wiederholungsprüfung werden vom Dozenten festgelegt und zu Beginn der Vorlesung bekannt gegeben.	
Nützliche Literatur	Es wird ein Skriptum angeboten.	

Computational Statistics

Code MD6	**Name** Computational Statistics	
Leistungspunkte 8 LP	**Dauer** ein Semester	**Turnus**
Lehrform Vorlesung mit Übungen	**Arbeitsaufwand** 240	**Verwendbarkeit** BA Mathematik Bachelor, LA Mathematik, Diplom Mathematik, BA/Master Ang. Informatik, Master Scientific Computing
Lernziel	Statistische Modellierung; praktische Anwendung statistischer Verfahren am Computer; Output-Interpretation und Analyse; Modell- und Datendiagnostik; Programmierung in R. Anwendung eines Statistik-Systems (als Beispiel R); Output-Analyse und Diagnostik; Entwurf und Implementierung einfacher stochastischer Simulationen.	

Inhalt	In diesem Kurs soll die Anwendung statistischer Verfahren am Computer eingeübt werden. Statistische Grundkenntnisse werden vorausgesetzt. Der Hintergrund der im Kurs verwendeten Methoden wird bei Bedarf wiederholt. Verwendet wird die speziell für die Statistik entwickelte Programmiersprache R. Vorkenntnisse über R sind nicht erforderlich. Eine Einführung in R ist Teil des Kurses. Dieser Teil wird evtl. als Blockkurs angeboten. Es wird empfohlen, diesen Teil vorab zu besuchen. 'Computational Statistics' ist der Zweig der Statistik, der von den heutigen rechnerischen Möglichkeiten ausgeht. Neben effizienter Implementierung klassischer Verfahren stehen oft neue bis hin zu experimentellen Ansätzen. Die Vorlesung stellt typische Konzepte der Statistik vor und illustriert ihre praktische Anwendung. Themenbereiche sind: - Diagnostik und Anpassungstests für univariate Verteilungen - Lineare Modelle, incl. Residuenanalyse und Regressions-diagnostik - Allgemeine Zwei-Stichproben-Vergleiche - Nichtparametrische Verfahren - Monte-Carlo-Verfahren, Resampling-Verfahren, Simulation - Beispiele für multivariate Methoden, wie z.B. multi-dimensionale Skalierung, Hauptkomponenten-Analyse, Projection Pursuit
Voraussetzungen	empfohlen sind: Grundkenntnisse in der Statistik, z.B. MA8 Einführung in die Wahrscheinlichkeitstheorie und Statistik, MD2 Statistik (kann parallel besucht werden)
Prüfungs-modalitäten	Programmieraufgaben: Implementierung statistischer Auswertung für gegebene Datensätze und schriftliche Analyse der Ergebnisse.
Nützliche Literatur	John M. Chambers: Computational Methods for Data Analysis G. Sawitzki: Computational Statistics: An Introduction to R

Mathematische Logik

Code ME3	**Name** Mathematische Logik	
Leistungspunkte 8 LP	**Dauer** ein Semester	**Turnus** mind. jedes vierte Semester
Lehrform Vorlesung 4 SWS, Übung 2 SWS	**Arbeitsaufwand** 240 h	**Verwendbarkeit** BA Mathematik, BA Informatik, LA Mathematik, LA Informatik ab dem 3. Semester.
Lernziel	Einführung in die verschiedenen Teilgebiete der Mathematischen Logik.	
Inhalt	I. Prädikatenlogik: Untersuchung der in der Mathematik üblichen logischen Schlussweisen. II. Mengenlehre: Grundlagentheorie der Mathematik sowie Theorie der Ordinal- und Kardinalzahlen. III. Modelltheorie: Zusammenhang zwischen axiomatischen Theorien und ihren Modellen mit Beispielen aus der Algebra. IV. Berechenbarkeitstheorie: Eigenschaften des Begriffes der berechenbaren Funktion. V. Beweistheorie: Grenzen der Formalisierbarkeit, Unvollständigkeit und Unentscheidbarkeit.	
Voraussetzungen	empfohlen sind: Lineare Algebra I (MA4), Einführung in die Praktische Informatik (IPI)	
Prüfungs-modalitäten	Lösung von Übungsaufgaben mit benoteter Klausur bzw. mündlicher Prüfung. Art und Zeitpunkt einer Wiederholungsprüfung werden vom Dozenten festgelegt und zu Beginn der Vorlesung bekannt gegeben.	
Nützliche Literatur	Bekanntgabe in der Vorlesung	

Computeralgebra I

Code MG19	**Name** Computeralgebra I	
Leistungspunkte 8 LP	**Dauer** ein Semester	**Turnus**
Lehrform Vorlesung 4 SWS, Übung 2 SWS	**Arbeitsaufwand** 240 h	**Verwendbarkeit** Mathematik Master, Mathematik Lehramt, Scientific Computing Master, Informatik Master
Lernziel	Methodenkenntnis in Computeralgebra, Selbständiges Lösen von Aufgaben, Umgang mit CA-Systemen	
Inhalt	Die Vorlesung Computeralgebra befasst sich mit der Theorie und der Komplexität grundlegender mathematischer Algorithmen und deren Implementierungen in Computeralgebrasystemen. Hauptthemen sind: I. Schnelle Arithmetik: Komplexität der elementaren Grundoperationen, diskrete Fouriertransformation, schnelle Multiplikation und schneller Euklidischer Algorithmus, Subresultanten und Polynomrestfolgen, modulare Algorithmen, Rechnen mit algebraischen Zahlen, schnelle Matrizenmultiplikation II. Primzerlegung und Primzahltests: Primzahltest von Solovay-Strassen und Miller-Rabin, der AKS-Primzahlentest, RSA- Schema, elementare Primzahlzerlegungsverfahren, quadratisches Sieb, Irreduzibilitätstest für Polynome, Berlekamp-Algorithmen, Zassenhaus-Algorithmus, Gitter-Basis-Reduktion, Faktorisierung multivariater Polynome III. Gröbnerbasen-Algorithmen: Gröbnerbasen und reduzierte Gröbnerbasen, Buchberger-Algorithmus, Eliminationstheorie, Algorithmen für elementare Idealoperationen, Berechnung der Dimension eines Ideals.	
Voraussetzungen	empfohlen ist: Algebra I (MB1)	
Prüfungs-modalitäten	Lösung von Übungsaufgaben mit benoteter Klausur bzw. mündlicher Prüfung. Art und Zeitrahmen einer Wiederholungsprüfung werden vom Dozenten festgelegt und zu Beginn der Vorlesung bekanntgegeben.	

Nützliche Literatur	J. von zur Gathen, J. Gerhard: Modern Computer Algebra O. Geddes, S. R. Czapor, G. Labahn: Algorithms for Computer Algebra D. Cox, J. Little, D. OŚhea: Ideals, Varieties and Algorithms B. H. Matzat: Computeralgebra (Skriptum, in Vorbereitung)

Computeralgebra II

Code MG20	**Name** Computeralgebra II	
Leistungspunkte 8 LP	**Dauer** ein Semester	**Turnus**
Lehrform Vorlesung 4 SWS, Übung 2 SWS	**Arbeitsaufwand** 240 h	**Verwendbarkeit** Mathematik Master, Mathematik Lehramt, Scientific Computing Master, Informatik Master
Lernziel	Vertiefte Kenntnisse in Computeralgebra, Selbständiges Lösen von Aufgaben, Umgang mit CA-Systemen	
Inhalt	Die Vorlesung Computeralgebra II behandelt eines oder mehrere Gebiete aus dem folgenden Themenkatalog: I. Algorithmische Zahlentheorie II. Algorithmische kommutative Algebra III. Algorithmische Gruppentheorie IV. Algorithmische Invariantentheorie V. Algorithmische Arithmetische Geometrie	
Voraussetzungen	empfohlen sind: Algebra I und II (MB1, MB2), Computeralgebra I (MG19)	
Prüfungs-modalitäten	Lösung von Übungsaufgaben mit benoteter Klausur bzw. mündlicher Prüfung. Art und Zeitrahmen einer Wiederholungsprüfung werden vom Dozenten festgelegt und zu Beginn der Vorlesung bekannt gegeben.	
Nützliche Literatur	Wird in der Vorlesung bekannt gegeben	

Codierungstheorie

Code MG21	**Name** Codierungstheorie	
Leistungspunkte 8 LP	**Dauer** ein Semester	**Turnus**
Lehrform Vorlesung 4 SWS, Übung 2 SWS	**Arbeitsaufwand** 240 h	**Verwendbarkeit** Mathematik Master, Mathematik Lehramt, Scientific Computing Master, Informatik Master
Lernziel	Grundkenntnisse in Codierungstheorie	
Inhalt	Die Vorlesung Codierungstheorie behandelt theoretische Grundlagen und Algorithmen für fehlerkorrigierende Codes. Hauptthemen sind: I. Elementare Codierungstheorie: Übertragungswahrscheinlichkeiten und Satz von Shannon, lineare Codes und Gewichtspolynom, Reed-Solomon-Codes und MDS-Codes, perfekte Codes und Golay-Codes, zyklische Codes und BCH-Codes, quadratische Reste-Codes, Reed-Muller-Codes und Gruppencodes, Schranken für Codes, klassische Goppa-Codes II. Arithmetische Codes: Geometrische Goppa-Codes, rationale Codes und Symmetrien, elliptische und hyperelliptische Codes, Teilkörpercodes, Decodierung arithmetischer Codes, Hermitesche Codes, Codes in Artin-Schreier-Tümen, asymptotische Schranken für Codes, Satz von Drinfeld-Vladut, Darstellung linearer Codes als arithmetische Codes	
Voraussetzungen	empfohlen sind: Algebra I (MB1), für Teil II: Algebraische Geometrie I (MG3)	
Prüfungs-modalitäten	Lösung von Übungsaufgaben mit benoteter Klausur bzw. mündlicher Prüfung. Art und Zeitrahmen einer Wiederholungsprüfung werden vom Dozenten festgelegt und zu Beginn der Vorlesung bekanntgegeben.	
Nützliche Literatur	W. C. Huffman, V. Pless: Fundamentals of Error-Correcting Codes S. A. Stepanov: Codes on Algebraic Curves H. Stichtenoth: Algebraic Function Fields and Codes B. H. Matzat: Codierungstheorie (Skriptum)	

Numerische Lineare Algebra

Code MH5	**Name** Numerische Lineare Algebra	
Leistungspunkte 8 LP	**Dauer** ein Semester	**Turnus**
Lehrform Vorlesung 4 SWS, Übung 2 SWS	**Arbeitsaufwand** 240 h	**Verwendbarkeit** Mathematik Master, Mathematik Lehramt, Scientific Computing Master, Physik Master
Lernziel	Kenntnis der gebräuchlichen Methoden zur numerischen Lösung von Aufgaben der Linearen Algebra, Analytisches und algorithmisches Denken, Anwendung von Techniken der Analysis und Linearen Algebra	
Inhalt	I. Lineare Gleichungssysteme und Eigenwertaufgaben II. Iterative Verfahren, Fixpunktiterationen III. Krylowraum-Methoden IV. Iterative Verfahren für Eigenwertaufgaben V. Singulärwertzerlegung VI. Anwendungen auf Systemmatrizen bei der Diskretisierung partieller Differentialgleichungen	
Voraussetzungen	empfohlen ist: Einführung in die Numerik	
Prüfungs-modalitäten	Lösung von Übungsaufgaben mit benoteter 2-stündiger Klausur (und einer Freischussmöglichkeit), Wiederholungsmöglichkeit mit der Vorlesung in den Folgejahren.	
Nützliche Literatur	Bekanntgabe in der Vorlesung (Vorlesungsskriptum)	

Numerical methods for partial differential equations

Code	**Name**	
MH7	Numerical methods for partial differential equations	
Leistungspunkte 8 LP	**Dauer** one semester	**Turnus** annually
Lehrform Lecture 4 SWS, Exercise session 2 SWS	**Arbeitsaufwand** 240 h	**Verwendbarkeit** Master Scientific Computing, Mathematics, Physics; advanced bachelor students
Lernziel	Foundations of finite element methods and their analysis, Ability to use typical analytical techniques from finite element analysis in order to design and analyze discretization schemes	
Inhalt	Introduction to elliptic partial differential equations; construction of the finite element method; a priori error estimates in energy and weaker norms; iterative solvers; multigrid and domain decomposition methods; a posteriori error estimation; adaptive mesh refinement; mixed finite element methods for saddle point problems	
Voraussetzungen	recommended are: Introduction to numerical analysis, Höhere Analysis (Lebesgue integration, Gauß theorem) Participation in the class „Implementation of numerical methods for partial differential equations“ in this semester is recommended, but not required.	
Prüfungs-modalitäten	Solution of homework exercises and a final oral exam. Details will be given by the lecturer at the beginning of the course.	
Nützliche Literatur	Grossmann, Roos(, Stynes): Numerical Treatment of Partial Differential Equations, English edition / deutsche Ausgabe	

Numerische Optimierung bei Differentialgleichungen

Code MH8	**Name** Numerische Optimierung bei Differentialgleichungen	
Leistungspunkte 8 LP	**Dauer** ein Semester	**Turnus**
Lehrform Vorlesung 4 SWS, Übung 2 SWS	**Arbeitsaufwand** 240 h	**Verwendbarkeit** Mathematik Master, Mathematik Lehramt, Scientific Computing Master, Informatik Master
Lernziel	Parameterschätzung sowie optimale nichtlineare Versuchsplanung bei Differentialgleichungen	
Inhalt	Das Modul behandelt Grundlagen und numerische Methoden der optimalen Steuerung	
Voraussetzungen	empfohlen sind: Kenntnisse, wie sie in den Vorlesungen Einführung in die Numerische Mathematik und Numerische Mathematik I vermittelt werden sowie Grundkenntnisse der linearen Algebra und Analysis sowie einer Programmiersprache, Vorlesung Gewöhnliche Differentialgleichungen (MC1)	
Prüfungs-modalitäten	Erfolgreiche Teilnahme an den Übungen (Erreichen einer Mindestpunktzahl) und Bestehen einer Abschlussprüfung.	
Nützliche Literatur		

Statistik II

Code MH12	**Name** Statistik II	
Leistungspunkte 8 LP	**Dauer** ein Semester	**Turnus**
Lehrform Vorlesung 4 SWS, Übung 2 SWS	**Arbeitsaufwand** 240 h	**Verwendbarkeit** Mathematik Master, Mathematik Lehramt, Scientific Computing Master
Lernziel	Vertiefte Behandlung einer Auswahl statistischer Methoden	
Inhalt	Mögliche Themen sind: I. Multivariate Statistik: Wishart-Verteilung, multipler Korrelationskoeffizient, Hotellings T2-Verteilung, Hauptkomponentenanalyse, kanonische Korrelationen, grafische Modelle II. Zeitreihenanalyse: Lineare Filter, ARMA-Modelle, Prädiktion, State-Space Modelle, Spektraldarstellung, Periodogramm, Whittle-Likelihood, nichtlineare Zeitreihenmodelle III. Nichtparametrik: Dichteschätzung und nicht-parametrische Regression, Kernschätzer, lokal polynomiale Schätzer, Orthogonalreihenschätzer, Adaptivität, Risikoabschätzung, nichtparametrische Tests	
Voraussetzungen	empfohlen sind: Wahrscheinlichkeitstheorie I (MC5), Statistik I (MD3) Analysis I, Lineare Algebra I	
Prüfungs-modalitäten	Lösung von Übungsaufgaben mit benoteter 2-stündiger Klausur. Art und Zeitrahmen einer Wiederholungsprüfung wird vom Dozenten festgelegt und zu Beginn der Vorlesung bekannt gegeben.	
Nützliche Literatur	Anderson, T. W.: An Introduction to Multivariate Statistical Analysis, John Wiley Jørgensen, Bent: The Theory of Linear Models, Chapman&Hall, New York, 1993. Brockwell, P. J. and Davis R. A.: Time Series: Theory and Methods, Springer-Verlag Wasserman, L.: All of Nonparametric Statistics, Springer-Verlag	

Wahrscheinlichkeitstheorie II

Code	**Name**	
MH13	Wahrscheinlichkeitstheorie II	
Leistungspunkte 8 LP	**Dauer** ein Semester	**Turnus**
Lehrform Vorlesung 4 SWS, Übung 2 SWS	**Arbeitsaufwand** 240 h	**Verwendbarkeit** Mathematik Master, Mathematik Lehramt, Scientific Computing Master
Lernziel	Ausgewählte Themen zu Stochastischen Prozessen und zur Stochastischen Analyse.	
Inhalt	I. Theorie Stochastischer Prozesse: Endlich-dimensionale Verteilungen, Existenzsatz von Kolmogorov, stetige Pfade, Konstruktion und Eigenschaften der Brownschen Bewegung, Gaußprozesse II. Ergodentheorie: Stationäre und ergodische Prozesse, Ergodensätze III. Invarianzprinzipien: Straffheit, schwache Konvergenz im Raum der stetigen Funktionen, Invarianzprinzip von Donsker, Theorie der Empirischen Prozesse IV. Stochastisches Integral: Martingale in stetiger Zeit, Itô-Integral, Itô-Formel	
Voraussetzungen	empfohlen sind: Analysis I, Lineare Algebra I, Wahrscheinlichkeitstheorie I	
Prüfungs-modalitäten	Lösung von Übungsaufgaben mit benoteter Klausur bzw. mündlicher Prüfung. Art und Zeitrahmen einer Wiederholungsprüfung werden vom Dozenten festgelegt und zu Beginn der Vorlesung bekannt gegeben	
Nützliche Literatur	Durret, S.: Probability: Theory and Examples, Duxbury Press Karlin, S. and Taylor, H.: A First/Second Course in Stochastic Processes, Academic Press Karatzas, I. and Shreve, S.: Brownian Motion and Stochastic Calculus, Springer	

Berechenbarkeit und Komplexität I

Code	**Name**	
MH14	Berechenbarkeit und Komplexität I	
Leistungspunkte 8 LP	**Dauer** ein Semester	**Turnus** jedes 4. Semester
Lehrform Vorlesung 4 SWS, Übung 2 SWS	**Arbeitsaufwand** 240 h; davon 90 h Präsenzstudium 60 h Prüfungsvorbereitung (und Prüfung) 90 h Selbststudium und Aufgabenbearbeitung (eventuell in Gruppen)	**Verwendbarkeit** Mathematik Master, Mathematik Lehramt, Scientific Computing Master, Informatik Master
Lernziel	Grundkenntnisse über Berechenbarkeit und Komplexität	
Inhalt	Die Berechenbarkeitstheorie liefert den formalen Rahmen, die Lösbarkeit algorithmischer Probleme zu untersuchen, die Komplexitätstheorie stellt Methoden und Konzepte zur Analyse des erforderlichen Aufwands algorithmischer Problemlösungen zur Verfügung. Ziel des Moduls ist es die Studierenden mit den zentralen Konzepten und Methoden der Berechenbarkeits- und der Komplexitätstheorie vertraut zu machen. In der Berechenbarkeitstheorie stehen Methoden zum Nachweis der Unentscheidbarkeit im Mittelpunkt, in der Komplexitätstheorie liegt der Schwerpunkt auf dem Vergleich und der strukturellen Analyse der polynomiell beschränkten Komplexitätsklassen. Insbesondere werden das P-NP- Problem und die NP-Vollständigkeit behandelt.	
Voraussetzungen	empfohlen sind: Grundkenntnisse aus der Theoretischen Informatik	
Prüfungs-modalitäten	Lösung von Übungsaufgaben mit benoteter Klausur bzw. mündlicher Prüfung. Art und Zeitrahmen einer Wiederholungsprüfung werden vom Dozenten festgelegt und zu Beginn der Vorlesung bekannt gegeben	
Nützliche Literatur		

Berechenbarkeit und Komplexität II

Code MH15	**Name** Berechenbarkeit und Komplexität II	
Leistungspunkte 8 LP	**Dauer** ein Semester	**Turnus** jedes 4. Semester
Lehrform Vorlesung 4 SWS, Übung 2 SWS	**Arbeitsaufwand** 240 h; davon 90 h Präsenzstudium 60 h Prüfungsvorbereitung (und Prüfung) 90 h Selbststudium und Aufgabenbearbeitung (eventuell in Gruppen)	**Verwendbarkeit** Mathematik Master, Mathematik Lehramt, Scientific Computing Master, Informatik Master
Lernziel	Vertiefte Kenntnisse über Berechenbarkeit und Komplexität	
Inhalt	In diesem Modul werden ausgewählte fortgeschrittene Themen aus dem Bereich der Berechenbarkeits- und Komplexitästheorie behandelt.	
Voraussetzungen	empfohlen sind: Berechenbarkeit und Komplexität I	
Prüfungs-modalitäten	Lösung von Übungsaufgaben mit benoteter Klausur bzw. mündlicher Prüfung. Art und Zeitrahmen einer Wiederholungsprüfung werden vom Dozenten festgelegt und zu Beginn der Vorlesung bekannt gegeben.	
Nützliche Literatur		

Algorithmische Optimierung I

Code	**Name**	
MH16	Algorithmische Optimierung I	
Leistungspunkte 8 LP	**Dauer** ein Semester	**Turnus**
Lehrform Vorlesung 4 SWS, Übung 2 SWS	**Arbeitsaufwand** 240 h	**Verwendbarkeit** Mathematik Master, Mathematik Lehramt, Scientific Computing Master, Informatik Master
Lernziel	Grundkenntnisse über algorithmische Optimierung	
Inhalt	Das Modul behandelt moderne Verfahren der unbeschränkten und beschränkten Optimierung. Die Studierenden werden in die Lage versetzt moderne Verfahren des Gebietes anzuwenden, zu beurteilen und zu entwickeln.	
Voraussetzungen	empfohlen sind: Mathematische Grundvorlesungen MA1-MA8	
Prüfungs-modalitäten	Lösung von Übungsaufgaben mit benoteter Klausur bzw. mündlicher Prüfung. Art und Zeitrahmen einer Wiederholungsprüfung werden vom Dozenten festgelegt und zu Beginn der Vorlesung bekannt gegeben.	
Nützliche Literatur	Bekanntgabe in der Vorlesung	

Algorithmische Optimierung II

<table>
<tr><td>Code
MH17</td><td colspan="2">Name
Algorithmische Optimierung II</td></tr>
<tr><td>Leistungspunkte
8 LP</td><td>Dauer
ein Semester</td><td>Turnus</td></tr>
<tr><td>Lehrform
Vorlesung 4 SWS,
Übung 2 SWS</td><td>Arbeitsaufwand
240 h</td><td>Verwendbarkeit
Mathematik Master,
Mathematik Lehramt,
Scientific Computing Master,
Informatik Master</td></tr>
<tr><td>Lernziel</td><td colspan="2">Grundlagen der linearen und ganzzahligen Optimierung</td></tr>
<tr><td>Inhalt</td><td colspan="2">I. Dualitätstheorie
II. Simplexalgorithmus und Varianten
III. Innere-Punkte-Verfahren
IV. Schnittebenen-Verfahren</td></tr>
<tr><td>Voraussetzungen</td><td colspan="2">empfohlen ist: Algorithmische Optimierung I (MH16)</td></tr>
<tr><td>Prüfungs-
modalitäten</td><td colspan="2">Lösung von Übungsaufgaben mit benoteter Klausur bzw. mündlicher Prüfung. Art und Zeitrahmen einer Wiederholungsprüfung wierden vom Dozenten festgelegt und zu Beginn der Vorlesung bekannt gegeben</td></tr>
<tr><td>Nützliche
Literatur</td><td colspan="2">Bekanntgabe in der Vorlesung</td></tr>
</table>

Mustererkennung

Code MH18	**Name** Mustererkennung	
Leistungspunkte 8 LP	**Dauer** ein Semester	**Turnus**
Lehrform Vorlesung 4 SWS, Übung 2 SWS	**Arbeitsaufwand** 240 h	**Verwendbarkeit** Mathematik Master, Mathematik Lehramt, Scientific Computing Master, Informatik Master
Lernziel	Mathematische Methoden und algorithmische Verfahren zur überwachten und unüberwachten Klassifikation empirischer Daten. Selbständiges computergestütztes Lösen von Problemen der Statistischen Mustererkennung.	
Inhalt	Euklidische Einbettungen, Multidimensionale Skalierung, Bayes Klassifikator, Fehlerschranken und -abschätzungen, Entscheidungsbäume, Kombination und Performanzsteigerung einfacher Klassifikatoren, Klassifikation mit Kernfunktionen, Gaußsche Prozesse und Klassifkation, Klassifikation mit Mischungsverteilungen, nichtparametrische Klassifikation, Merkmalsauswahl und -extraktion, Ballungsanalyse mit Prototypen, Ähnlichkeitsgraphen und unüberwachtes Lernen.	
Voraussetzungen	empfohlen sind: Mathematische Grundvorlesungen, Wahrscheinlichkeitstheorie I, Numerische Lineare Algebra (MH5), Algorithmische Optimierung I (MH16)	
Prüfungs-modalitäten	Bearbeiten von Übungsblättern und Übungen am Computer, Semesterbegleitende Prüfung, Art und Zeitrahmen werden vom Dozenten festgelegt und zu Beginn der Vorlesung bekannt gegeben	
Nützliche Literatur	Bekanntgabe in der Vorlesung und auf der entsprechenden WWW-Seite.	

Mathematische Einführung in Compressed Sensing

Code MH19	**Name** Mathematische Einführung in Compressed Sensing	
Leistungspunkte 8 LP	**Dauer** ein Semester	**Turnus**
Lehrform Vorlesung 4 SWS, Übung 2 SWS	**Arbeitsaufwand** 240 h	**Verwendbarkeit** Mathematik Bachelor/Master, Scientific Computing (Wiss. Rechnen) Master, Angewandte Informatik Master
Lernziel	Mathematische Modellierung und computergestütztes Lösen zentraler Probleme der sparsen Rekonstruktion.	
Inhalt	Theorie: Dünnbesetzte (sparse) Rekonstruktion via Minimierung; Grundannahmen: mutual incoherence; nullspace property, restricted isometry property; Rekonstruktion mit Zufallsmatrizen; Phasendiagramme; Grundlagen der konvexen Analysis, der Wahrscheinlichkeitstheorie und der Integralgeometrie. Algorithmen: Orthogonal matching pursuit; Thresholding basierte Verfahren; Primal-duale Verfahren. Anwendungen: Sparse Approximation; Bildverarbeitung (Tomographische Inversion, Entfalten, etc.); Low-Rank Completion.	
Voraussetzungen	empfohlen sind: Lineare Algebra, Analysis, Umgang mit Matlab. Weitere Kenntnisse (Optimierung, Wahrscheinlichkeitstheorie) wären vorteilhaft, werden aber nicht vorausgesetzt.	
Prüfungs-modalitäten	Erfolgreiche Teilnahme an den Übungen (mehr als 50% der Punkte müssen erreicht werden) und Bestehen einer mündlichen Abschlussprüfung	
Nützliche Literatur	S. Foucart, H. Rauhut: A Mathematical Introduction to Compressive Sensing, Springer, 2013 S. Boyd, L. Vandenberghe: Convex Optimization, Cambridge University Press, 2004 M. Ledoux: The Concentration of Measure Phenomenon American Mathematical Society, 2005 R. Schneider, W. Weil: Stochastic and Integral Geometry, Springer, 2008 J.-L. Starck, F. Mutagh, J.M. Fadili: Sparse Image and Signal Processing, Cambridge University Press, 2010	

Statistische Datenanalyse

Code	Name	
MH21	Statistische Datenanalyse	
Leistungspunkte 8 LP	**Dauer** ein Semester	**Turnus**
Lehrform Vorlesung 2 SWS und Projekt-Arbeit. Die Vorlesung geht problemorientiert vor: Anhand von konkreten Fallbeispielen und Datensätzen werden unterschiedliche Methoden und Strategien der Analyse diskutiert.	**Arbeitsaufwand** 240 h	**Verwendbarkeit** BA Mathematik Bachelor, Mathematik Master, LA Mathematik, Diplom Mathematik, BA/Master Ang. Informatik, Master Scientific Computing
Lernziel	Statistische Modellierung und Modelldiagnostik; grundlegende Methoden und Strategien der Datenanalyse. Konkrete Anwendung statistischer Methoden in der Datenanalyse. Diagnostik und Modellierung. Präsentation und Kommunikation der Diagnostik an Beispielen.	
Inhalt	Datenanalyse ist ein Teil der Statistik, der die klassischen Zugänge ergänzt. Zum einen spielt sie als „explorative Datenanalyse“ bei der Modellbildung eine wesentliche Rolle; zum anderen bietet sie als „Residuenanalyse“ Ansätze, die Gütigkeit von formalen statistischen Ergebnissen im Anwendungsfall datenbezogen zu prüfen. Die Datenanalyse ist eine neuere Entwicklung in der Statistik und geht in großen Teilen auf Arbeiten von J. Tukey zurück. In einzelnen Bereichen, so der Residuenanalyse für lineare Modelle, ist ein weitgehend abgeschlossener Stand erreicht. In anderen Bereichen liegt keine geschlossene Theorie vor. Deshalb muss hier auf Beispiele und Fallstudien zurückgegriffen werden. Themenbereiche: - Visualisierung in der Statistik. - Statistik für höherdimensionale Probleme; Dimensionsreduktion. - Multi-Resolutionsanalyse.	

Voraussetzungen	empfohlen sind: MA8 Einführung in die Wahrscheinlichkeitstheorie und Statistik, MD2 Statistik
Prüfungs-modalitäten	Schriftliche Ausarbeitung einer Fallstudie
Nützliche Literatur	Tukey, J.W.; The Collected Works of John W. Tukey: Vol. III. Philosophy and Principles of Data Analysis : 1949-1964 Vol. IV. Philosophy and Principles of Data analysis : 1965-1986 Vol. V. Graphics : 1965-1985 Aktuelle Literatur, im wesentlichen aus den Zeitschriften „Journal of Computational and Graphical Statistics“ und „Statistics and Computing“

Implementation of numerical methods for partial differential equations

Code	**Name**	
MH27	Implementation of numerical methods for partial differential equations	
Leistungspunkte 6 LP	**Dauer** one semester	**Turnus** yearly
Lehrform 2 SWS lecture, 2 SWS exercise session	**Arbeitsaufwand** 180 h	**Verwendbarkeit** Master Scientific Computing, Mathematics, Computer Science, Physics, advanced bachelor students
Lernziel	Learn to use the software deal.II to numerically solve a wide range of partial differential equations. Ability to modify existing deal.II codes to solve the partial differential equations and to write new deal.II based programs.	
Inhalt	This course serves as an introduction to the use of deal.II with an emphasis on the practical implementation of the finite element methods.	
Voraussetzungen	recommended are: Knowledge in C/C++ particularly in classes, pointers, references, templates. Basic knowledge of numerical analysis. Prior knowledge of implementating finite element methods to solve differential equations is helpful. It would be beneficial to simultaneously attend the course "´Numerical methods for partial differential equations“ although not a mandatory prerequiste.	
Prüfungs-modalitäten	Grade based on assigned tasks including a final project with an oral presentation.	
Nützliche Literatur	The lectures will be based on the available online documentation provided on the webpage http://www.dealii.org.	