

SCHEMA INSEGNAMENTO - PROPOSTA

LABORATORIO DI INTELLIGENZA ARTIFICIALE

Responsabile:

Versione: 17 gennaio 2022

Corso di studi di riferimento	Matematica
Dipartimento di riferimento	Dipartimento di Matematica e Fisica "Ennio De Giorgi"
Settore Scientifico Disciplinare	Mat/07
Crediti Formativi Universitari	9
Ore di attività frontale	63
Ore di studio individuale	162
Anno di corso	2°
Semestre	1°
Lingua di erogazione	ITALIANO/INGLESE

Prerequisiti	Oltre le conoscenze di base di matematica, acquisite durante il percorso di studi di laurea triennale, è opportuno aver seguito con profitto i corsi di "Machine Learning" e di "Metodi Matematici per l'Intelligenza Artificiale (AI)". Si richiedono inoltre le conoscenze di base di Informatica impartite nei relativi corsi di Informatica scelti dallo studente.
Contenuti	Questo Laboratorio vuole supplire allo studente la controparte computazionale della teoria appresa nei corsi di Machine Learning e Metodi Matematici per l'AI al fine di rendere autonomo lo studente anche nello sviluppo algoritmico e computazionale dell'AI, dalla costruzione di architetture neurali, alla relativa implementazione di regole di apprendimento nelle stesse. Alla fine di questo corso lo studente dovrebbe avere familiarità con i principali approcci computazionali in Machine Learning, valutandone criticamente punti di forza e di debolezza. Inoltre dovrebbe essere in grado di estrarre informazioni da insiemi di dati ad alta dimensionalità a fini descrittivi e predittivi. La panoramica offerta sulla frontiera computazionale sarà impartita basandosi sui linguaggi di programmazione Python e Julia.

Obiettivi formativi	<ul style="list-style-type: none"> • Conoscenza dei principali metodi di apprendimento automatico, in ambito supervisionato e non supervisionato. • Comprensione dei principali algoritmi di machine learning e delle loro relative caratteristiche computazionali. • Capacità di implementare algoritmi e procedure per l'apprendimento automatico al calcolatore. • Capacità di implementare modelli matematici appropriati per estrarre informazione da insiemi di dati • Capacità di valutare criticamente i risultati di un modello di apprendimento automatico. • Capacità di presentare in modo razionale i risultati di un'analisi di dati mediante metodi di apprendimento automatico. • Capacità di individuare in modo adeguato gli strumenti matematici più adatti per risolvere problemi applicativi.
Metodi didattici	Lezioni frontali di approfondimenti teorici e computazione ed estensive esercitazioni pratiche al calcolatore.
Modalità d'esame	Prova orale con quesiti di carattere pratico volta a sondare la capacità di individuare soluzioni pratiche in contesti concreti. (60%) Lavoro progettuale per il calcolo e la risoluzione di problemi computazionali su apposito linguaggio di programmazione a scelta dello studente (40%)

<p>Programma esteso</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Computational Tools: Python, Julia • Simple parametric Models for Regression, Linear models, RMS cost function, Least squares method • Non linear parametric models for Regression, Gradient descent algorithm, Stochastic approximation, Overfitting & Runge phenomenon, Avoiding Overfitting: Train/Test split, Cross validation, Error estimation • Robust estimation methods: RANSAC algorithm • Regression as a means for supervised classification, Logistic regression, Log-loss and why using RMS is a bad idea (convex cost vs non convex) • Feature Extraction: Principal component analysis, Kernelised component analysis. • Resampling schemes, for model validation, Exact Permutation test, Randomized PT • Resampling schemes for model validation & accuracy estimation, Jack-knife, Bootstrap & Variants • Probabilistic Models, univariate models & multivariate models, Shannon entropy, Maximum entropy protocol for model derivation, gaussian example, uniform example, exponential example • Simulating general probabilistic model, Rejection method, Metropolis Algorithm, Simulated-Annealing (in the general case) • Estimating a probabilistic model, Likelihood, Bayes theorem, Maximum Likelihood estimation, Maximum a-posteriori estimation. • Dealing with Explainable AI models, Contrastive Divergence Algorithm, Generalized CD algorithm for non RBM models, persistent CD algorithm • Restricted Boltzmann Machines, Supervised protocol, Unsupervised protocol, Discuss tradeoffs • Theoretical Analysis of XAI models: solving Self-Consistent equations, Montecarlo validation of SCE results • Dealing with Unexplained AI Models: Back propagation algorithm (as a means for efficient gradient evaluation), Feed Forward NN, Convolutional Neural Networks
<p>Testi di riferimento</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Probabilistic Machine Learning - An Introduction, Kevin P. Murphy, The MIT Press (disponibile gratuitamente) https://probml.github.io/pml-book/ • Information Theory, Inference, and Learning Algorithms - David J.C. MacKay (disponibile gratuitamente) https://www.inference.org.uk/itprnn/book.pdf • Pattern Recognition and Machine Learning - Christopher M. Bishop (disponibile gratuitamente) https://www.microsoft.com/en-us/research/people/cmbishop/prml-book/