

SCHEDA INSEGNAMENTO - CURRICULUM MIA

Laboratorio di Intelligenza Artificiale

Responsabili: Prof.s Adriano Barra e Fabrizio Durante

Corso di studi di riferimento	Matematica
Dipartimento di riferimento	Dipartimento di Matematica e Fisica "Ennio De Giorgi"
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

Dettagli proposta

Prerequisiti	Si richiedono le conoscenze di base di matematica acquisite durante il percorso di studi di laurea triennale, con particolare riferimento al calcolo differenziale e integrale, nonché elementi di statistica e calcolo delle probabilità e intelligenza artificiale teorica. Si richiedono inoltre le conoscenze di base di informatica.
Contenuti	L'insegnamento ha l'obiettivo di fornire metodi, modelli e strumenti per muoversi nel vasto panorama di tecniche proprie del machine learning in maniera autonoma. Alla fine di questo corso lo studente/la studentessa dovrebbe essere in grado di riconoscere i principali algoritmi e approcci, 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. L'insegnamento presenta varie tecniche computazionali 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.● Capacità di usare 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 preciso 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 esercitazioni pratiche al computer.
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%)

Programma esteso

- 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 Explanable 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

Testi di riferimento	<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/
----------------------	--