

UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI TRIESTE
FACOLTÀ DI SCIENZE MATEMATICHE, FISICHE E NATURALI
CORSO DI LAUREA IN FISICA

Introduzione alla Teoria delle Reti Neurali (Codice: SM307 - 6 CFU)

(Marco Budinich, A.A. 2003 - 2004)

Cenni alle basi biologiche - il cervello, aree corticali, microcolonne, neuroni, dendriti e assoni, sinapsi. Membrana e potenziali del neurone, cenni allo sviluppo del segnale e analogia circuitale. Codifica dell'informazione nei segnali.

Modelli neuronali - il neurone di McCulloch e Pitts e sue differenze rispetto ai neuroni biologici. Apprendimento e sua interpretazione come minimizzazione del numero di errori. Applicazione ad un neurone lineare per costruire il fit di una retta. Il Perceptron: enunciazione del problema nello spazio degli inputs, problemi linearmente separabili, l'algoritmo di apprendimento ispirato alla regola di Hebb. Teorema del Perceptron e sua dimostrazione. Perceptron con funzione di trasferimento continua e confronto con il caso binario, esempio della tangente iperbolica

Caratteristiche e limiti del neurone di McCulloch e Pitts - Growth function e dimensione di Vapnik Cernonenkis (VC-dimension). Caso del Perceptron: calcolo del numero delle dicotomie implementabili con un discriminante lineare; punti in posizione generale, definizione della capacità, relazione con d_{VC} , Approssimazione Gaussiana per il calcolo della capacità.

Reti "feed-forward" - definizione di reti feed-forward e teorema di approssimazione universale. Mancanza di un valido algoritmo di apprendimento e metodo costruttivo per la "grandmother cell representation". Back-propagation e ambiguità intrinseca nella rappresentazione nel livello intermedio, caso dell'XOR, condizione necessaria della rappresentazione fedele ed esempi basati sull'XOR. Algoritmi di apprendimento basati sulla back-propagation: vantaggi dell'uso della tangente iperbolica. Descrizione dettagliata dell'implementazione dell'algoritmo: parte forward, parte backward, criteri di stop, esecuzione batch e incrementale. Generalizzazione e sue caratteristiche, definizione della funzione $g(f)$ e limite di Vapnik e Cervonenkis. Esempi di applicazione del limite per calcolare il numero di esempi nel Perceptron e in una rete feed-forward.

Apprendimento non supervisionato - neurone di Oja e sue proprietà con relative dimostrazioni. Metodi di proiezione e analisi delle componenti principali: proprietà e difetti. La rete di Sanger per il calcolo delle componenti principali dei dati. Altra possibilità tramite una rete parzialmente supervisionata con gli ingressi $(n-m-n)$. Rete WTA (piùglia tutto) e applicazione alla quantizzazione di vettori, tassellazione di Voronoi, funzione minimizzata nell'apprendimento e discussione del metodo. Reti non supervisionate con distanza definita anche nello spazio dei neuroni: mappe che preservano le distanze, reti di Kohonen e loro ispirazione biologica. Proprietà generali delle reti di Kohonen: conservazione delle distanze, riduzione dimensionale, funzione minimizzata dall'apprendimento, applicazione pratica dell'algoritmo. Applicazione alla soluzione euristica del problema del commesso viaggiatore, proprietà della funzione E per questo problema. Esistenza di due fasi nell'apprendimento: ordinamento e specializzazione; dimostrazione esplicita per il caso di reti uni-dimensionali e cenni alle proprietà di convergenza di una rete unidimensionale nel caso di input uni e pluri-dimensionale (in quest'ultimo caso lo stato ordinato non è assorbente). Interpretazione dell'algoritmo di Kohonen come un approccio al problema di principal curves e principal manifolds: importanza della riduzione dimensionale. Cenni al caso di reti miste: non supervisionate per la riduzione dimensionale e supervisionate per lo stadio finale.

Memoria associativa - memoria associativa e memoria tradizionale dei computer: punti fissi e bacini di attrazione. Rete di neuroni di McCulloch e Pitts completamente interconnessi: memorizzazione di un solo pattern. Random walk unidimensionale. Memorizzazione di più patterns e probabilità di errore su un singolo bit. Capacità della memoria associativa calcolata con diverse definizioni della probabilità di errore sulla stabilità dei patterns memorizzati. Limite della stabilità dinamica a $m/n = 0.138$. Informazione memorizzata e necessaria per memorizzarla. Caso pratico: algoritmo per costruire una memoria associativa. Funzione di Lyapunov per la memoria associativa e necessità di avere pesi simmetrici. Cenni ai sistemi di Ising con dinamica di Glauber; caso del singolo spin e di semplici sistemi paramagnetici e ferromagnetici con interazione costante. Relazione fra sistemi di Ising e memorie associative; discussione qualitativa del ruolo della temperatura, discussione qualitativa dei diversi tipi di soluzioni a $T = 0$ e $T > 0$; cenni alle soluzioni spurie ed ai vetri di spin (spin-glass).

- Ripetizione di meccanica statistica: distribuzione di Boltzmann, calcolo del valor medio di una quantità, funzione di partizione ed energia libera, identità formale fra entropia e informazione.
- Ripetizione di teoria dell'informazione: quantità di informazione e entropia di una sorgente, esempi particolari, caso dell'entropia massima (distribuzione uniforme), cenni alla mutua informazione.

Elementi base delle “Support Vector Machines” - soluzione del Perceptron con il massimo margine. Concetto di “feature space” e di funzione di mapping, arbitrarietà delle dimensioni del feature space, definizione del Kernel del mapping e sua indipendenza dal feature space stesso, semplice esempio delle trasformazioni lineari. SVM come generalizzazione del Perceptron ai casi non separabili, rappresentazione duale del Perceptron con relativo algoritmo di apprendimento e sua applicazione alle SVM. Condizioni perché il kernel $K(x,y)$ rappresenti un prodotto scalare, teorema di Mercer. Semplici esempi di Kernel: polinomiali, dimensioni del feature space, applicazione al caso dell’XOR. Cenni ad altri Kernel. Confronto fra reti feed-forward ed SVM.

Cenni alla visione - problemi mal posti e regolarizzazione, esempio di applicazione al caso di immagini, regolarizzazione della risposta in una serie di bit unidimensionali. Approccio computazionale di Marr e algoritmo per la rilevazione dei bordi.

Testi consigliati

Collocazione biblioteca Dipartimento di Fisica:

Griffith J.S., Mathematical Neurobiology, Academic Press, 1971, pp. x-162; I-224

Hertz J., Krogh A., Palmer R.G., Introduction to the Theory of Neural Computation, Addison-Wesley, 1991, pp. xxii-328; I-295

Muller B., Reinhardt J., Neural Networks - An Introduction, Springer Verlag, 1991, pp. xiv-266; I-296

Palmer S.E., Vision science: photons to phenomenology, The MIT Press, 2002, pp. xxii-810; Biblioteca Psicologia: 01./2342

Shawe-Taylor J., Cristianini N., An Introduction to Support Vector Machines (and other kernel-based learning methods), Cambridge University Press, 2000, pp. xii--190. I-432

Sessioni ufficiali d’esame di: Introduzione alla Teoria delle Reti Neurali

			1 dicembre 2003
19 marzo 2004 6 aprile 2004	28 giugno 2004 9 luglio 2004	10 settembre 2004	15 dicembre 2004

Tutti gli esami si svolgono alle ore 9:30 al Dipartimento di Fisica