

ALMA MATER STUDIORUM – UNIVERSITA' DI BOLOGNA

CAMPUS DI CESENA

SCUOLA DI INGEGNERIA E ARCHITETTURA

CORSO DI LAUREA IN INGEGNERIA BIOMEDICA

**TECNICHE DI *MACHINE LEARNING* PER IL TRATTAMENTO
DELLA SINROME DELL'ARTO FANTASMA**

Elaborato in

Laboratorio di bioingegneria

Relatore:

Prof.ssa Cristiana Corsi

Presentata da:

Sofia Wenter

Sessione I

Anno Accademico 2013/2014

Sommario

INTRODUZIONE	3
1 - SINDROME DELL'ARTO FANTASMA o PHANTOM LIMB PAIN (PLP)	6
1.1 - La sindrome dell'arto fantasma	6
1.2 - Incidenza	8
1.3 - Teorie riguardanti la PLP	9
2 - APPRENDIMENTO AUTOMATICO (MACHINE LEARNING)	18
2.1 - Introduzione	18
2.2 - Apprendimento supervisionato	20
2.3 - Apprendimento non supervisionato	30
2.4 - Apprendimento con rinforzo	33
3 - LA MIA ESPERIENZA AL CENTRO INAIL DI BUDRIO	38
BIBLIOGRAFIA	44

INTRODUZIONE

Questo elaborato ha come scopo quello di analizzare ed esaminare una patologia oggetto di attiva ricerca scientifica: la sindrome dell'arto fantasma o *phantom limb pain*. In primis si sono studiate le cause scatenanti, l'incidenza e i sintomi che essa provoca. In seguito ci si è dedicati ad un'indagine riguardante la varietà di terapie finalizzate alla cura di tale disturbo, soffermandosi non solo su terapie farmacologiche o strettamente scientifiche, ma anche su trattamenti psicologici, constatando che non vi è una sola cura per la sindrome, ma che è la sinergia tra diverse terapie a dare il miglior beneficio al paziente. Tracciando la storia delle terapie più utilizzate, si è giunti ad analizzarne lo stato dell'arte. Consapevoli che la sindrome dell'arto fantasma costituisce, oltre che un disturbo per chi la prova, uno strumento assai utile per l'analisi delle attività nervose del segmento corporeo superstite (moncone), si è svolta un'attività al centro Inail di Vigorso di Budrio finalizzata a rilevare segnali elettrici provenienti dai monconi superiori dei pazienti che

hanno subito un'amputazione. Avendo preliminarmente trattato l'argomento "Machine learning" per raggiungere una maggiore consapevolezza delle potenzialità dell'apprendimento automatico, si sono analizzate la attività neuronali dei pazienti mentre questi muovevano il loro arto fantasma per riuscire a settare nuove tipologie di protesi mobili in base ai segnali ricevuti dal moncone.

1 - SINDROME DELL'ARTO FANTASMA o PHANTOM LIMB PAIN (PLP)

1.1 - La sindrome dell'arto fantasma

Con il termine "arto fantasma" si fa riferimento a tutte quelle sensazioni che prova un paziente a cui è stato amputato un arto. La gamma di percezioni è assai vasta, tuttavia esse vengono suddivise in due macrocategorie:

- 1) *Phantom Sensations*, ovvero sensazioni dell'arto fantasma. A questo gruppo afferiscono tutte quelle percezioni che non sfociano in dolore vero e proprio ma che si manifestano sottoforma di :

-*Sensazioni Cinetiche* (il paziente percepisce il movimento dell'arto fantasma);

-*Sensazioni Cinestetiche* (il paziente percepisce la grandezza, la forma e la posizione dell'arto mancante);

-*Sensazioni Esterocettive* (il paziente crede di avere ancora attivati i sensi dell'arto fantasma: sente pressioni su di esso, prurito, vibrazioni).

- 2) *Phantom Pain*, cioè dolore dell'arto fantasma. Naturalmente tale sensazione può variare da paziente a paziente in intensità, frequenza degli episodi, durata di ogni episodio . Anche la descrizione del dolore stesso è soggettiva per ogni individuo e le esperienze riportate

dagli amputati spaziano dal bruciore ai crampi, dal formicolio alla sensazione di subire delle scosse elettriche o di essere trafitto da aghi. (Figura 1.1)

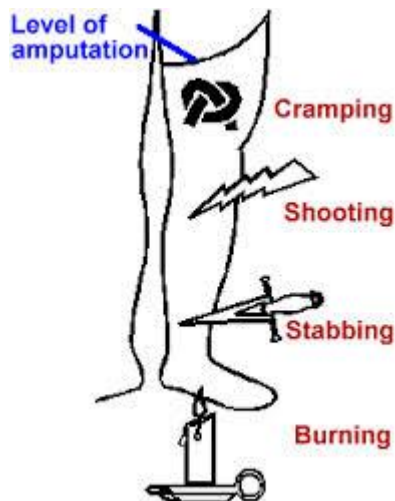


Figura 1.1:
Sintomi più frequenti dovuti al dolore da arto fantasma.

Un episodio che si pone da ponte tra la *phantom limb pain* e la sua guarigione, ma che è necessario tuttavia catalogare come sensazione dell'arto fantasma, è quello del *Telescoping*. Quando un arto fantasma inizia a dissolversi dalla percezione del paziente non lo fa istantaneamente ma, in circa il 50% dei casi, l'arto diventa progressivamente più corto. Ciò implica che il soggetto non solo abbia la percezione di un arto più piccolo, ma che lo visualizzi anche come tale. Questo fenomeno è soprattutto diagnosticato in pazienti a cui è stato amputato un arto superiore: essi si ritrovano dunque a "vedere" soltanto la mano fantasma che si diparte direttamente dal moncone. In alcuni casi particolari è addirittura l'amputato stesso ad essere in grado di allungare o accorciare in

maniera telescopica il suo arto fantasma a piacere (Figura 1.2)

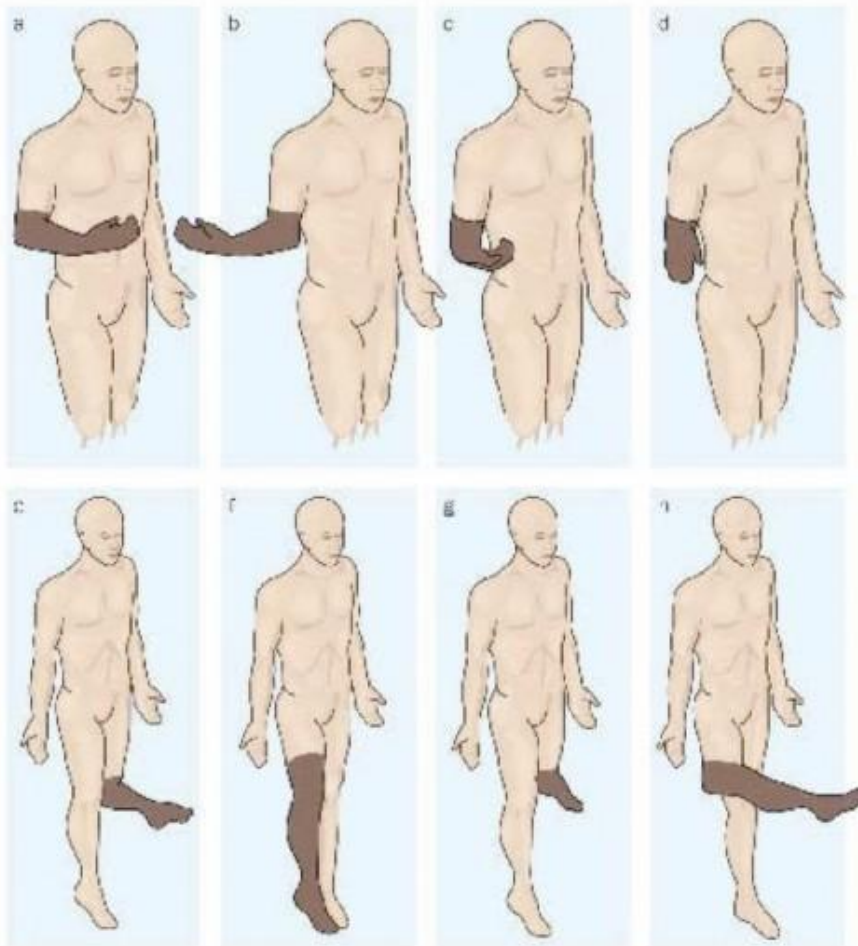


Figura 1.2

1.2 - Incidenza

Le stime sull'incidenza della sindrome dell'arto fantasma riportano che la percentuale di amputati a cui essa viene diagnosticata è compresa tra il 50% e l'85%. Si noti che tale valutazione ha un range piuttosto ampio, ma ciò è dovuto al fatto che alla

denominazione "sindrome da arto fantasma" afferiscono svariate sensazioni che spesso dipendono anche dalla sensibilità di chi le prova. Infatti ciò che per un paziente può essere definito dolore, per un altro può venir catalogato solo come fastidio ed inoltre bisogna tener presente che si sta trattando di una sindrome che affligge qualcosa che in realtà non c'è: questo comporta che sia dato tanto spazio alla soggettività del paziente quanto alla scientificità degli strumenti diagnostici convenzionali.

1.3 - Teorie riguardanti la PLP

La causa sulla sindrome dell'arto fantasma non è ancora stata scientificamente verificata e univocamente approvata: le teorie sul perché di tale disturbo sono svariate e spesso in disaccordo, ciò a conferma che l'argomento di cui si tratta è particolare nel suo genere e si pone a confine tra diversi settori di ricerca. Di seguito si tratteranno le teorie più accreditate.

RIORGANIZZAZIONE CORTICALE E NAUROPLASTICITA'

Le cortecce somatosensoriali e motorie subiscono cambiamenti neuroplastici dopo l'amputazione di un arto. Le aree corticali che rappresentano l'estremità amputata vengono rilevate dalle zone di rappresentazione vicine sia nella corteccia somatosensoriale (S1) che da quella motoria (M1). Ad esempio, se un dito viene amputato, le dita adiacenti si fanno carico dell'impulso sensoriale della parte mancante.

Studi dimostrano che la mappa dell'omuncolo somatosensitivo (Figura 1.3) può essere riorganizzata fino a 2-3 cm in un cervello adulto.

TEORIA DELLA MATRICE NEURONALE

La matrice neuronale è una rete di neuroni all'interno del cervello che integrano numerosi input dal corpo, inclusi quelli somatosensoriali, limbici, visivi e talamo-corticali e si risolve con un modello in uscita che evoca dolore o altre esperienze sensoriali importanti. La matrice neuronale coinvolge le dimensioni sensitive, affettive e cognitive dell'esperienza di dolore. La matrice conserva una rappresentazione centrale di ogni arto e, nel momento in cui accadono esperienze di vita, tale rappresentazione può cambiare o venire modificata per tener conto di ogni nuovo evento. La teoria propone che la consapevolezza interna del nostro corpo viene creata insieme al cervello ed è attivata da vari stimoli percettivi. Il termine "firma neuronale" è stato coniato da Ronald Melzack per riferirsi a modelli di attività generati dal cervello che sono aggiornati in continuazione in base alla consapevolezza e alla percezione di se stessi e del proprio corpo. Melzack, basandosi su tale teoria, propose che la sindrome dell'arto fantasma fosse dovuta dalla privazione di vari input provenienti dagli arti della matrice neuronale, causando una produzione anomala della firma neuronale.

Una teoria addizionale a quella appena riportata è proposta da Vilayanur Subramanian Ramachandran e William Hirstein. Secondo questi studiosi vi sono almeno cinque sorgenti che contribuiscono all'esperienza dell'arto fantasma:

- Neuroni residuali dell'arto;
- Rimappatura della corteccia;

-Controllo di scariche corollarie dai comandi motori all'arto;

-Immagine che la persona ha di se stesso;

-Vivide memorie somatiche di sensazioni dolorose e della posizione dell'arto originale che vengono trasferite nell'arto fantasma.

Secondo tale teorie la PLP è il risultato di un fenomeno definito "memoria propriocettiva", cioè memoria della consapevolezza interna degli arti e della loro posizione: la memoria propriocettiva rimane anche se un arto è stato amputato. La comprensione che un arto è mancante insorge dunque attraverso il sistema visivo, ma non da quello propriocettivo. Il resto del corpo continua quindi a lavorare come ha sempre fatto prima dell'amputazione, i nervi associati all'arto mancante sono ancora attivi e da ciò consegue che essi hanno una falsa rappresentazione della presenza dell'arto. Ciò che provoca il dolore dell'arto fantasma è dunque una mancanza di connessione tra impulsi che il cervello invia all'arto mancante e feedback visivo e propriocettivo dell'arto, da cui il conflitto e le sensazioni tipiche della sindrome.

1.4 - Terapie

Le terapie, come d'altronde le teorie relative alla PLP sono molteplici e assai varie: si annoverano terapie prettamente farmacologiche da una parte e terapie psicologico-riabilitative dall'altra. Ciò che si riscontra è che probabilmente l'interazione e la cooperazione tra più tipologie di cura possono dare i migliori risultati attendibili.

MEDICINALI

Tra i medicinali più utilizzati nella cura della PLP si trovano gli oppioidi, che si legano a

recettori specifici sia periferici sia centrali e provvedono alla cura del dolore senza perdita di tatto, propiocezione o coscienza.

Anche la morfina può essere utilizzata durante la terapia, bisogna tuttavia tener conto degli effetti collaterali che la sua assunzione comporta.

Altri medicinali usati sono anticonvulsanti, lidocaina, maxiletina, cloridina, chetamina, amitripilina, antinfiammatori non steroidei, stupefacenti e calcitonina.

TENS

Con l'acronimo TENS si intende la *Transcutaneous Electrical Nerve Stimulation*, ovvero la stimolazione nervosa attuata attraverso impulsi elettrici.

Un dispositivo TENS standard è costituito da uno strumento a batteria che genera correnti elettriche attraverso la superficie intatta della pelle per attivare i nervi sottostanti. (Figura 1.4) Durante l'utilizzo si possono decidere ampiezza dell'impulso elettrico, frequenza dell'impulso e modello degli impulsi delle correnti. La TENS può stimolare diverse fibre nervose suscitando un effetto analgesico. I risultati di questa terapia sono l'inibizione di neuroni nocicettivi, l'aumento di flusso sanguigno nella zona sottoposta al trattamento e la riduzione degli spasmi muscolari.

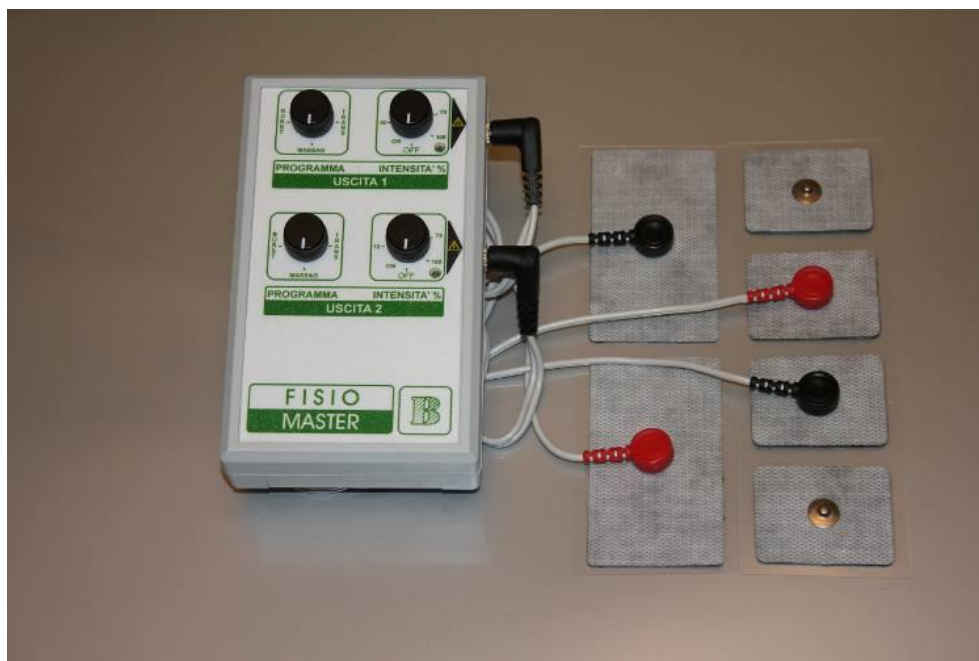


Figura 1.4:
Dispositivo TENS.

AGOPUNTURA

Anche questa tecnica è stata utilizzata al fine di alleviare la PLP, si è notato tuttavia che il sollievo generato da essa è solo temporaneo.

MIRROR THERAPY

Tale terapia è tra le più interessanti ed ha il pregio di essere mirata esclusivamente alla PLP. Se infatti le terapie sopra citate sono nate per la cura di svariati sintomi e malesseri, questa è stata studiata e inventata dal sopracitato Ramachandran nel 1996 per lo scopo esclusivo di cura dell'arto fantasma. Ciò che sta alla base della *Mirror Therapy* è la consapevolezza dell'esistenza dei neuroni a specchio. Scoperti inizialmente studiando il comportamento dei primati, si è notato che questa tipologia di cellule nervose si attiva sia quando l'animale

compie una data azione, sia quando lo stesso osserva la medesima azione compiuta da un suo simile.

In tale trattamento il paziente vede il riflesso del suo arto intatto che si muove su uno specchio posto parasagittalmente tra le gambe o le braccia, mentre simultaneamente si impegna a muovere l'arto fantasma in modo simile a quello che lui sta osservando (Figura 1.5 e 1.6). Grazie a tale terapia si riscontra che la visione è la componente critica per risolvere la PLP e che il feedback visivo garantito da essa può permettere lo smorzamento di ogni disadattamento nella percezione del segnale celebrale. Si è notato che anche "toccare" l'immagine virtuale dell'arto riflesso nello specchio possa suscitare sensazioni tattili nell'arto fantasma.



Figura 1.5:
Dimostrazioni di *Mirror Therapy*.



Figura 1.6:
Dimostrazioni di *Mirror Therapy*

VIRTUAL REALITY BOX

La *Virtual Reality Box* è un dispositivo atto all'implementazione della *Mirror Therapy* in maniera "compatta" e riproducibile anche in ambito domestico. Attualmente è stato sviluppato un modello del dispositivo utilizzabile esclusivamente per gli arti superiori.

La *Virtual Reality Box* è creata posizionando uno specchio verticale dentro una scatola con il tetto rimosso (Figura 1.7 e 1.8). La parte anteriore di essa ha due fori attraverso i quali il paziente inserisce il suo arto sano e quello fantasma. Al soggetto viene richiesto di concentrarsi sul riflesso della mano reale nello specchio così da creare l'illusione di avere entrambe le mani, quando evidentemente il paziente sta solamente osservando il riflesso della sua mano intatta. Se ora si chiede all'amputato di inviare comandi motori ad entrambi gli arti affinché svolga movimenti simmetrici, egli avrà l'illusione di

vedere la sua mano fantasma ripristinata ed obbediente ai suoi comandi.

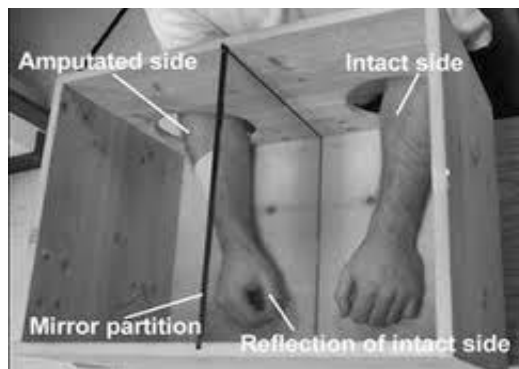


Figura 1.7 e 1.8:
Virtual reality box.

2 - APPRENDIMENTO AUTOMATICO (MACHINE LEARNING)

2.1 - Introduzione

L'apprendimento automatico o *machine learning* è un settore scientifico che rappresenta una delle aree fondamentali dell'intelligenza artificiale. Per comprendere con semplicità il campo di ricerca che si è in procinto di analizzare, si può affermare che il *machine learning* è una materia che cerca di rispondere a tale questione: "Come si possono produrre sistemi informatici che migliorano automaticamente con l'esperienza, e quali sono le leggi fondamentali che governano tutti i processi di apprendimento?"

Per utilizzare una definizione più formale fornita da Tom M. Mitchell, affermiamo che:

"Un programma apprende da una certa esperienza E se nel rispetto della classe dei compiti T , con una misura di prestazione P , la prestazione P misurata nello svolgere il compito T è migliorata dall'esperienza E ".

L'apprendimento automatico è un settore multidisciplinare nato dall'intersezione e sinergia tra le scienze informatiche, la statistica, la neurobiologia, e la teoria del controllo. La sua nascita ha avuto un ruolo fondamentale in svariati settori, in quanto ha modificato sostanzialmente la visione della programmazione software: se prima ci si chiedeva "Come programmare un computer?", ora la domanda diventa "Come permettere al computer di auto programarsi?". Da ciò si comprende che l'apprendimento automatico è un metodo fondamentale che permette al computer di avere un'intelligenza propria.

Come potrebbe essere prevedibile, le radici dell'apprendimento artificiale si interconnettono e coesistono con lo studio e la ricerca relativa all'apprendimento umano. Come per l'uomo il

cervello e i neuroni rappresentano le fondamenta per la sua capacità di discernimento, così le reti neurali artificiali sono per il computer la base di qualsiasi attività decisionale.

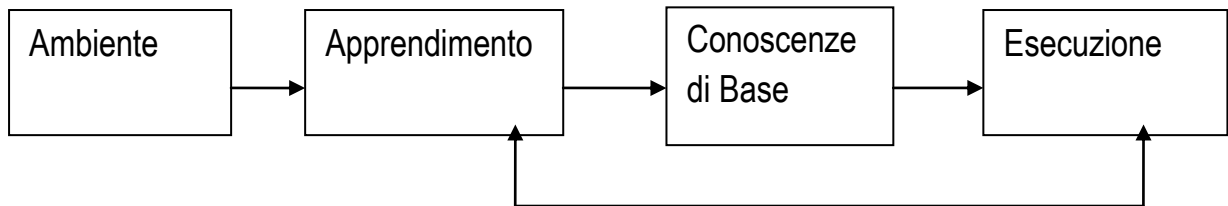


Figura 2.1

Schema semplificato dei passi necessari per ottenere l'apprendimento automatico da parte di un sistema artificiale.

La figura 2.1 rappresenta la struttura base del *machine learning*. L'ambiente fornisce alcune informazioni alla parte del sistema atta all'apprendimento, e quest'ultima corregge la sua libreria di nozioni usando tali informazioni. La parte esecutiva è il nucleo di tutto il processo di apprendimento, in quanto la parte operativa dell'azione è mirata ad aumentare l'apprendimento stesso.

Gli algoritmi di apprendimento automatico possono essere classificati in tre categorie: apprendimento supervisionato, apprendimento non supervisionato e l'apprendimento per rinforzo.

2.2 - Apprendimento supervisionato

L'Apprendimento supervisionato è una tecnica di apprendimento automatico che mira a istruire un sistema informatico in modo da consentirgli di risolvere dei compiti in maniera automatica. Per fare ciò si includono i dati in ingresso in un insieme I , (tipicamente vettori), si definisce l'insieme dei dati in uscita come insieme O e infine si definisce una funzione f che associa ad ogni dato in ingresso la sua risposta corretta. Tali informazioni fornite prendono il nome di "training set".

Tutti gli algoritmi di apprendimento supervisionato partono dal presupposto che fornendo all'algoritmo un numero adeguato di esempi, esso sarà in grado di creare una funzione f_1 che approssimerà la funzione f desiderata. Se l'approssimazione di f risulterà adeguata, quando verranno proposti a f_1 dei dati in ingresso mai analizzati precedentemente, tale funzione dovrebbe essere in grado di fornire delle risposte in uscita simili a quelle di f , quindi accettabili. Questi algoritmi si basano sul concetto che a ingressi simili corrispondano uscite simili. Nel mondo reale questa ipotesi in generale non è soddisfatta, tuttavia esistono alcune situazioni in cui questa semplificazione risulta accettabile. Si può facilmente intuire che il buon funzionamento di tali algoritmi dipende in modo significativo dai dati in ingresso: fornendo pochi ingressi di "training", l'algoritmo potrebbe non aver abbastanza esperienza per dare un output corretto, ma molti dati in ingresso potrebbero renderlo eccessivamente lento, dato che la funzione f_1 generata dal gran numero di input potrebbe essere molto complicata. Inoltre l'esperienza dimostra che questa tipologia di algoritmi è molto sensibile al rumore: anche pochi dati errati potrebbero rendere l'intero sistema non affidabile e condurlo a decisioni errate. Tradizionalmente i principali algoritmi sono:

- Alberi di decisione;
- Regole di decisione;
- Sistemi esperti;
- *Support vector machines*.

Si procede con la descrizione dell'apprendimento attraverso alberi di decisione e *support vector machines*.

ALBERI DI DECISIONE

Tale apprendimento è un metodo per approssimare funzioni a valori discreti, attraverso cui la funzione appresa è rappresentata, tramite un albero di decisioni. Gli alberi di decisione possono essere rappresentati anche come insieme di regole *if-then* per migliorare la leggibilità all'uomo. Questi metodi di apprendimento sono tra i più popolari e sono applicati con successo ad un ampio *range* di funzioni.

Gli alberi di decisione classificano le istanze ordinandole in un albero dalla radice ai nodi foglia. Ogni nodo nell'albero specifica un attributo dell'istanza, e ogni ramo discendente da quel nodo corrisponde a un possibile valore di quell'attributo. Un'istanza è classificata partendo dal nodo-radice dell'albero, esaminando l'attributo specificato da questo nodo, e poi muovendosi attraverso il ramo corrispondente al valore dell'attributo scelto. Tale processo è ripetuto su ogni sottoalbero la cui radice è il nuovo nodo.

La figura di seguito (Figura 2.2) riporta un semplice esempio di albero di decisione. Come è apprezzabile dall'esempio, l'albero di decisione è una metodologia di affrontare svariate questioni e problemi quotidiani che viene spesso utilizzata dall'uomo.

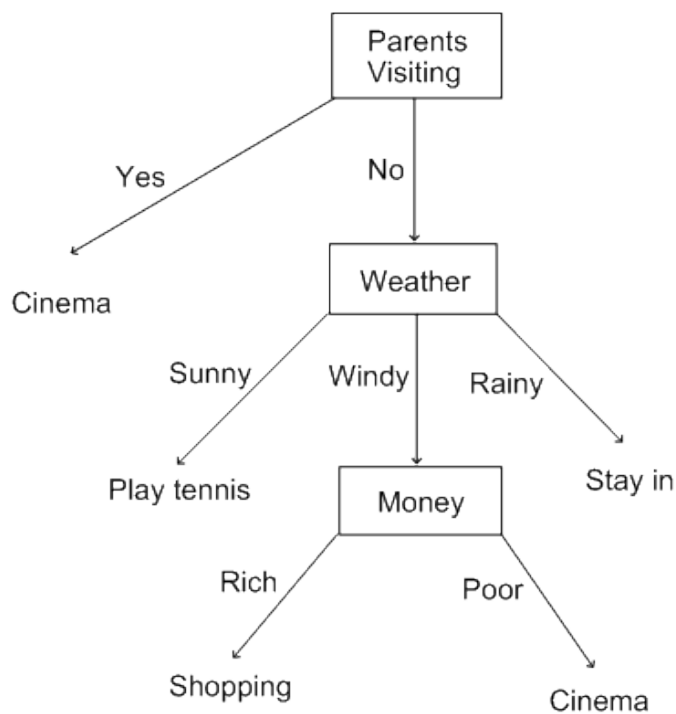


Figura 2.2

SUPPORT VECTOR MACHINES (SMV)

Introduzione

Le *support vector machines* (SVM) sono un modello di apprendimento supervisionato che analizza dati e riconosce dei patterns che vengono usati per la loro classificazione e regressione lineare. Dato un training set di dati, ognuno contrassegnato come appartenere a una delle due categorie considerate, un algoritmo basato su *support vector machine* costruisce un modello predittivo in grado di assegnare ad una delle due categorie un nuovo dato, quindi le svm sono dei classificatori binari lineari non probabilistici. Un modello svm rappresenta i dati come punti nello spazio delle caratteristiche, mappati in modo tale che dati appartenenti a differenti categorie siano divisi da chiari ed evidenti gap. I nuovi dati vengono rappresentati nello stesso spazio e si predice

l'appartenenza ad una categoria in base alla loro posizione. (Figura 2.3)

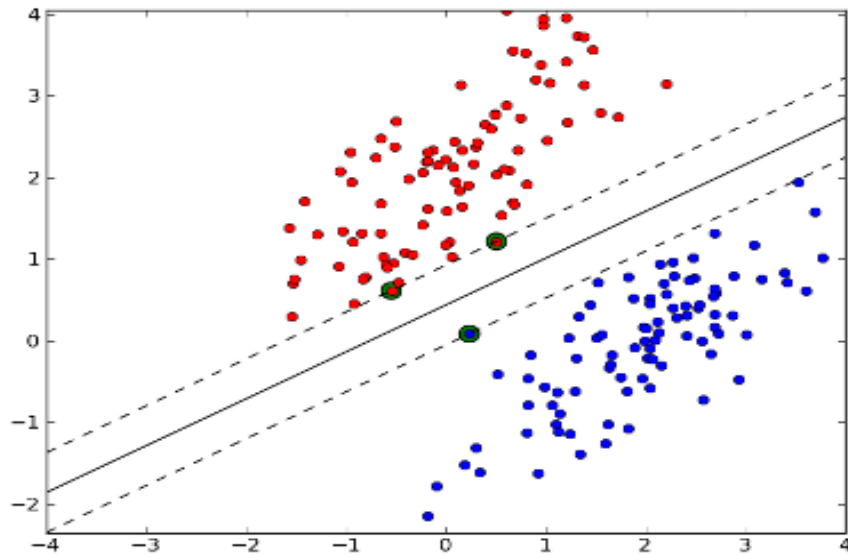


Figura 2.3

In maniera più formale si può affermare che una *support vector machine* costruisce un iperpiano o un insieme di iperpiani in uno spazio multidimensionale che può essere utilizzato per classificazioni, regressioni o altre funzioni. Intuitivamente una buona separazione è ottenuta da un iperpiano che rende massima la distanza tra i punti più vicini appartenenti a diverse classi, in quanto in generale più è grande il margine, più è piccolo l'errore del classificatore. Anche se il problema originale può essere rappresentato in uno spazio a dimensioni finite, spesso accade che i gruppi da discriminare non siano separabili linearmente in quello spazio. Per questo motivo solitamente si mappa lo spazio a dimensioni finite in uno spazio a più dimensioni.

Per rendere il carico computazionale ragionevole, le mappature usate dagli schemi SVM sono progettate in modo da assicurare che i prodotti scalari possano essere calcolati facilmente in termini delle variabili dello spazio originario, definendole in termini di una funzione *kernel* $K(x, y)$ selezionata in modo da soddisfare il problema.

Gli iperpiani negli spazi multidimensionali sono definiti come insieme di punti il cui prodotto scalare con un vettore di quello spazio sia costante. I vettori che definiscono l'iperpiano possono essere scelti in modo da essere combinazioni lineari dei parametri α_i delle immagini dei vettori che si trovano nella base dati. Con tale scelta di iperpiano, i punti \mathbf{x} nello spazio funzione che sono mappati nell'iperpiano sono definiti dalla relazione :

$$\sum_i \alpha_i K(x_i, x) = \text{constant.}$$

Si noti che se il termine $K(x, y)$ diminuisce così come y si allontana da x , ogni termine della sommatorie misura il grado di vicinanza del punto di test \mathbf{x} dal corrispondente punto della base di dati \mathbf{x}_i . In questo modo la sommatoria sopra riportata può essere usata per misurare la vicinanza di ogni punto di test dai punti dei dati provenienti da uno dei due gruppi.

Finalità delle *support vector machines*

Classificare i dati è un obiettivo comune nel machine learning. Si supponga di avere alcuni dati, ognuno dei quali appartenente a una delle due classi considerate: l'obiettivo è decidere a quale classe il nuovo dato appartenga. Nel caso delle *support vector machines*, un dato è visto come un vettore p -dimensionale e ciò che si vuole sapere è se sia possibile separare tali punti con un

iperpiano di dimensioni $p-1$. Tale procedimento è definito classificatore lineare. Vi sono vari iperpiani che possono classificare i dati. Una scelta ragionevole per l'iperpiano è scegliere quello che rappresenta la massima separazione, o margine, tra le due classi. Quindi si sceglie l'iperpiano in modo tale che la distanza tra i due punti più vicini appartenenti alle due classi sia massimizzata. Se tale iperpiano esiste, è noto come l'iperpiano di massimo margine e il classificatore lineare che definisce viene definito come classificatore di massimo margine. (Figura 2.4)

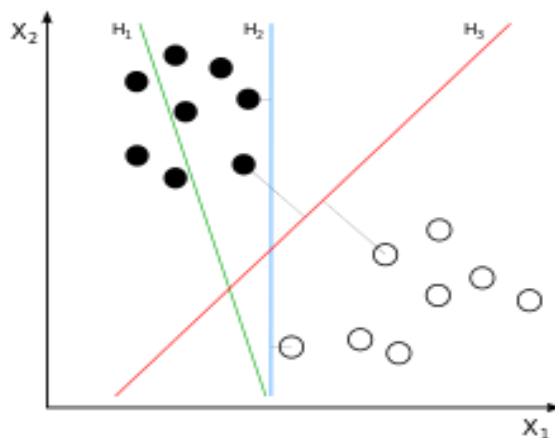


Figura 2.4

H_1 non separa le classi. H_2 le separa, ma con un piccolo margine. H_3 separa le classi con il massimo margine.

Support vector machines lineari

Presi dei dati di training \mathcal{D} , un insieme di n punti della forma:

$$\mathcal{D} = \{(\mathbf{x}_i, y_i) \mid \mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^p, y_i \in \{-1, 1\}\}_{i=1}^n$$

dove y_i è 1 o -1, e indica la classe a cui \mathbf{x}_i appartiene. Ogni \mathbf{x}_i è un vettore p -dimensionale. Si vuole trovare l'iperpiano di massimo margine che divide i punti in cui

$y_i = 1$ da quelli in cui $y_i = -1$. Ogni iperpiano può essere scritto come insieme di punti \mathbf{x} che soddisfa l'equazione:

$$\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} - b = 0,$$

dove \cdot denota il prodotto scalare e \mathbf{w} il vettore normale all'iperpiano. Il parametro $\frac{b}{\|\mathbf{w}\|}$ definisce l'offset dell'iperpiano dall'origine al vettore normale \mathbf{w} . Se i dati di training sono separabili linearmente, si possono selezionare due iperpiani nel modo in cui essi separano i dati e in cui non vi siano punti tra questi, e in seguito massimizzare la loro distanza. La regione limitata dai due iperpiani è chiamata margine. (Figura 2.5) Questi iperpiani possono essere descritti dalle equazioni:

$$\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} - b = 1$$

e

$$\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} - b = -1.$$

Usando la geometria, si trova che la distanza tra i due iperpiani vale $\frac{2}{\|\mathbf{w}\|}$, dunque ciò che si vuole minimizzare è $\|\mathbf{w}\|$. Dal momento in cui si vuole evitare che i punti cadano nel margine, si aggiunge il vincolo per cui ogni i deve valere:

$$\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i - b \geq 1 \quad \text{for } \mathbf{x}_i \in \text{prima classe}$$

oppure

$\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i - b \leq -1$ for $\mathbf{x}_i \in$ seconda classe.

Tale vincolo può essere scritto anche come:

$$y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i - b) \geq 1, \quad \text{for all } 1 \leq i \leq n. \quad (1)$$

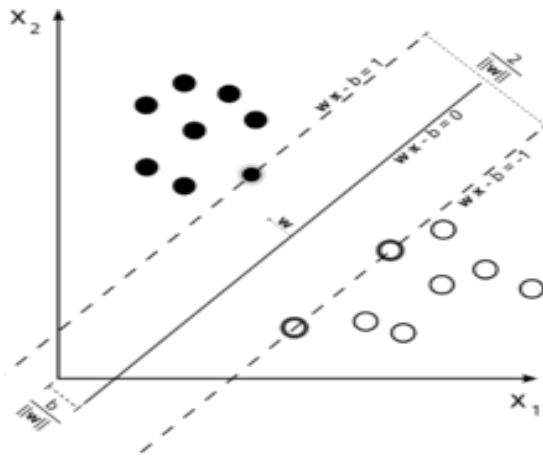


Figura 2.5

Iperpiano di massimo margine e margini di una SVM con due classi.

SOLUZIONE

Il problema di ottimizzazione presentato sopra è di difficile soluzione in quanto dipende dal modulo di \mathbf{w} , che comporta una radice quadrata. E' possibile modificare l'equazione sostituendo $\frac{1}{2}\|\mathbf{w}\|^2$ a $\|\mathbf{w}\|$ senza cambiare la soluzione. Tale problema è un problema di ottimizzazione quadratica. In maniera più chiara:

$$\arg \min_{(\mathbf{w}, b)} \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2$$

(Per ogni $i = 1, \dots, n$)

$$y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i - b) \geq 1.$$

Introducendo il moltiplicatore lagrangiano α , e considerando che stiamo cercando il punto di sella, il precedente vincolo può essere espresso come:

$$\arg \min_{\mathbf{w}, b} \max_{\alpha \geq 0} \left\{ \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i [y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i - b) - 1] \right\}$$

Facendo ciò tutti i punti che possono essere separati come $y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i - b) - 1 > 0$ non interessano dato che si pone la corrispondente α_i a zero.

Tale problema può dunque essere risolto da programmi standard di programmazione quadratica.

La condizione di Karush-Kuhn-Tucker, ad esempio, comporta che la soluzione può essere espressa come una combinazione lineare dei vettori di training:

$$\mathbf{w} = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i \mathbf{x}_i.$$

Solo alcuni α_i saranno maggiori di zero. Le \mathbf{x}_i corrispondenti sono esattamente i vettori di supporto, che si trovano sul margine e soddisfano l'equazione $y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i - b) = 1$. Da ciò deriva che i vettori di supporto soddisfano anche:

$$\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i - b = 1/y_i = y_i \iff b = \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i - y_i$$

che consente di definire l'offset b . In pratica, è preferibile calcolare la media di tutti i N_{sv} vettori di supporto:

$$b = \frac{1}{N_{SV}} \sum_{i=1}^{N_{SV}} (\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i - y_i)$$

SOLUZIONE DUALE

Scrivendo la regola di classificazione nella forma duale si trova l'iperpiano di massimo margine e il classificatore risulta in funzione dei vettori di supporto, cioè del sottoinsieme dei dati di training che si trovano sul margine. Dato che

$$\|\mathbf{w}\|^2 = \mathbf{w} \cdot \mathbf{w} \quad \text{e sostituendo} \quad \mathbf{w} = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i \mathbf{x}_i,$$

si nota che il duale delle SVM si riduce al seguente problema di ottimizzazione:

Massimizzare (in α_i)

$$\tilde{L}(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j y_i y_j \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_i \alpha_j y_i y_j k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$$

(per ogni $i = 1, \dots, n$)

$$\alpha_i \geq 0,$$

E il vincolo per la minimizzazione di b :

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0.$$

In questo caso il kernel è definito da
 $k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j.$

\mathbf{w} può essere calcolato grazie ai termini α :

$$\mathbf{w} = \sum_i \alpha_i y_i \mathbf{x}_i.$$

2.3 - Apprendimento non supervisionato

Le tecniche di apprendimento non supervisionato mirano ad estrarre in modo automatico delle informazioni a partire da basi di dati. Tale processo avviene senza una specifica conoscenza dei contenuti da analizzare. I motori di ricerca sono un esempio di applicazione di questi algoritmi: data una o più parole chiave, essi sono in grado di creare una lista di link attinenti alla ricerca effettuata. La validità di questi algoritmi dipende dall' utilità delle informazioni che riescono ad estrarre dalle basi di dati. Questi algoritmi lavorano confrontando i dati e ricercando in essi similarità o differenze. Si dimostrano molto efficienti con elementi di tipo numerico, ma molto meno prestanti con dati non numerici. In generale essi lavorano correttamente in presenza di dati contenenti un ordinamento o un raggruppamento netto e chiaramente identificabile.

Tra i principali algoritmi vi sono:

- Clustering*;
- Regole di associazione;
- Apprendimento bayesiano.

Di seguito vengono descritti gli algoritmi più utilizzati.

CLUSTERING

Il *clustering* o analisi dei gruppi (dal termine inglese *cluster analysis*) è un insieme di tecniche di analisi di informazioni volte alla selezione e raggruppamento di elementi omogenei in un insieme di dati. Le tecniche di *clustering* si basano su misure relative alla somiglianza tra gli elementi. In molti approcci questa similarità, o

dissimilarità, è concepita in termini di distanza in uno spazio multidimensionale. Gli algoritmi di *clustering* raggruppano gli elementi sulla base della loro distanza reciproca, e quindi l'appartenenza o meno ad un insieme dipende da quanto l'elemento preso in esame è distante dall'insieme stesso (Figura 2.3). La qualità delle analisi ottenute dagli algoritmi di *clustering* dipende molto da come è calcolata la distanza tra i vari elementi.

Le tecniche di *clustering* si possono classificare in base a due metodi di approccio differente:

-Dal basso verso l'alto (metodi aggregativi o *Bottom-Up*):

Questa filosofia prevede che inizialmente tutti gli elementi siano considerati *cluster* a sé, e poi l'algoritmo provvede ad unire i *cluster* più vicini. L'algoritmo continua ad unire elementi al *cluster* fino ad ottenere un numero prefissato di *cluster*, oppure fino a che la distanza minima tra i *cluster* non supera un certo valore, o ancora in relazione ad un determinato criterio statistico prefissato.

-Dall'alto verso il basso (metodi divisivi o *Top-Down*):

All'inizio tutti gli elementi sono un unico *cluster*, e poi l'algoritmo inizia a dividere il *cluster* in tanti *cluster* di dimensioni inferiori. Il criterio che guida la divisione è naturalmente quello di ottenere gruppi sempre più omogenei. L'algoritmo procede fino a che non viene soddisfatta una regola di arresto generalmente legata al raggiungimento di un numero prefissato di *cluster*.

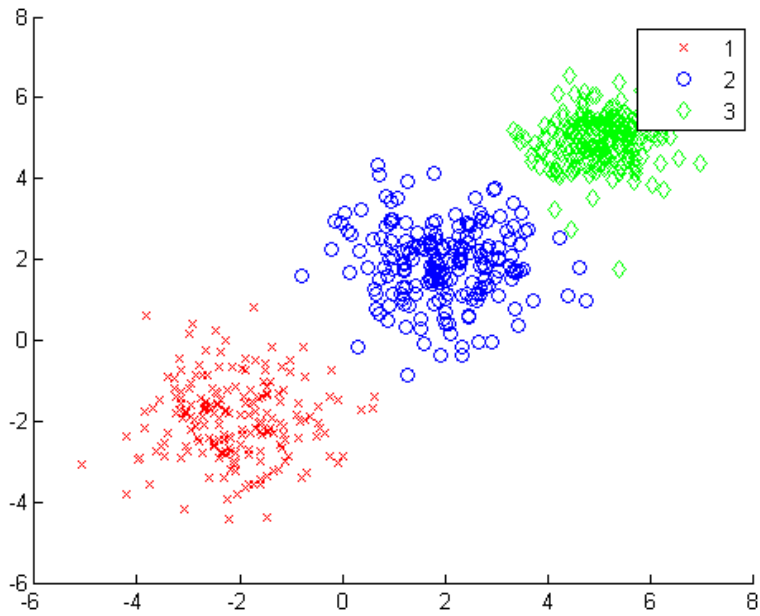


Figura 2.3

APPENDIMENTO BAYESIANO

I metodi di apprendimento bayesiano sono rilevanti in quanto rappresentano un approccio tra i più pratici per affrontare svariate tipologie di problemi. La base teorica di tale approccio è il teorema di Bayes, che viene riportato qui di seguito.

Considerando un insieme di alternative A_1, \dots, A_n che partizionano lo spazio degli eventi Ω (ossia $A_i \cap A_j = \emptyset \forall i \neq j$ e $\cup_{i=1}^n A_i = \Omega$) si trova la seguente espressione per la probabilità condizionata:

$$P(A_i|E) = \frac{P(E|A_i)P(A_i)}{P(E)} = \frac{P(E|A_i)P(A_i)}{\sum_{j=1}^n P(E|A_j)P(A_j)}$$

dove:

$P(A)$ è la probabilità a priori o probabilità marginale di A . "A priori" significa che non tiene conto di nessuna informazione riguardo E .

$P(A|E)$ è la probabilità condizionata di A , noto E . Viene anche chiamata probabilità a posteriori, visto che è derivata o dipende dallo specifico valore di E .

$P(E|A)$ è la probabilità condizionata di E , noto A .

$P(E)$ è la probabilità a priori di E , e funge da costante di normalizzazione.

Intuitivamente, il teorema descrive il modo in cui le opinioni nell'osservare A siano arricchite dall'aver osservato l'evento E .

Per rendere chiara la connessione con i problemi del *machine learning*, si è introdotto il teorema di Bayes sopra ponendo E come insieme di esempi di addestramento di alcune funzioni-obiettivo e riferendoci a Ω come lo spazio delle funzioni-obiettivo candidate.

La relazione tra il teorema di Bayes e il *machine learning* è la seguente: dato che il teorema di Bayes fornisce un modo di calcolare la probabilità a posteriori di ciascuna ipotesi date le informazioni di addestramento, possiamo usarlo come base per un algoritmo di apprendimento lineare che calcola la probabilità per ogni possibile ipotesi, e che offre in uscita l'ipotesi più probabile chiamata *maximum a posteriori* (MAP).

2.4 - Apprendimento con rinforzo

L'apprendimento con rinforzo è una filosofia di programmazione che punta a realizzare algoritmi in grado di apprendere e adattarsi alle mutazioni dell'ambiente. Questa tecnica di programmazione si basa sul concetto di potere ricevere degli stimoli

dall'esterno a seconda delle scelte dell'algoritmo: una scelta corretta comporterà un "premio" mentre una scelta scorretta porterà ad una "penalizzazione" del sistema. L'obiettivo del sistema è naturalmente il raggiungimento del migliore risultato possibile. Le tecniche legate all'apprendimento per rinforzo si dividono in due categorie:

Algoritmi ad apprendimento continuo: queste tecniche dispongono di un meccanismo semplice in grado di valutare le scelte dell'algoritmo e quindi "premiare" o "punire" l'algoritmo a seconda del risultato. Un esempio di algoritmi ad apprendimento continuo sono i programmi di riconoscimento vocale o i programmi di riconoscimento ottico dei caratteri che migliorano le loro prestazioni con il loro utilizzo.

Algoritmi ad addestramento preventivo: queste tecniche non dispongono della possibilità valutare costantemente le azioni dell'algoritmo. In questo caso si applica una prima fase in cui si istruisce l'algoritmo e quando il sistema viene ritenuto affidabile viene cristallizzato e reso quindi immodificabile.

Si noti che le tipologie sopraelencate sono delle scelte implementative più che delle differenze concettuali dell'algoritmo: la scelta del loro utilizzo è tarata dal progettista a seconda delle necessità. I principali algoritmi sono:

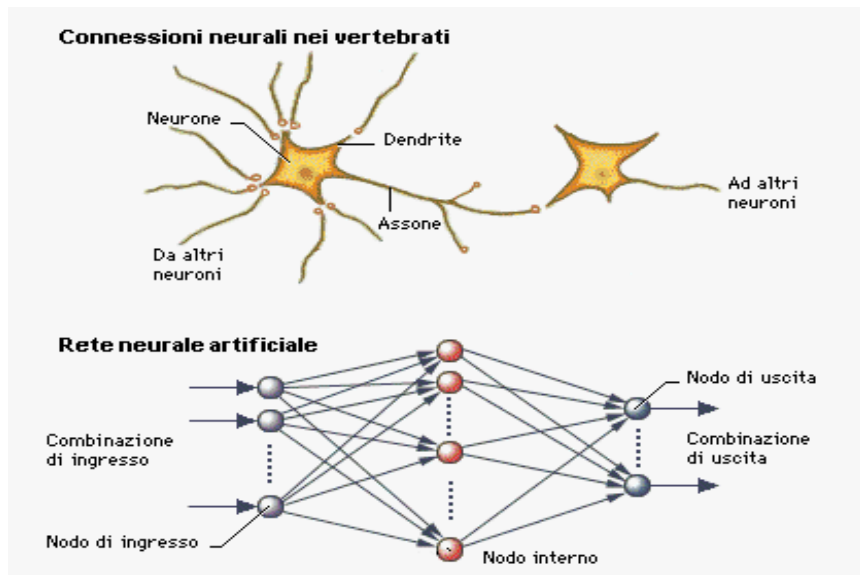
- Reti neurali;
- Algoritmi genetici;
- Classificatori.

RETI NEURALI ARTIFICIALI

I metodi di apprendimento attraverso reti neurali forniscono un robusto approccio per approssimare funzioni a valori reali, a valori discreti e a valori vettoriali. Per alcuni tipi di problemi,

come ad esempio la creazione di sensori che imparano ad interpretare i segnali dal mondo reale, le reti neurali costituiscono uno tra i metodi più efficienti finora conosciuti.

Una rete neurale artificiale (*Artificial Neural Network*, ANN) è un modello matematico-informatico di calcolo basato appunto sulle reti neurali biologiche (Figura 2.4). Tale modello è costituito da un gruppo di interconnessioni di informazioni costituite da neuroni artificiali e processi che utilizzano un approccio di connessioni di calcolo. Nella maggior parte dei casi una rete neurale artificiale è un sistema adattivo che cambia la sua struttura in base a informazioni esterne o interne che scorrono attraverso la rete durante la fase di apprendimento.



Figura

2.4

In termini pratici le reti neurali sono strutture non-lineari di dati statistici organizzate come strumenti di modellazione. Esse possono essere utilizzate per simulare relazioni complesse tra ingressi e uscite che altre funzioni analitiche non riescono a rappresentare.

Una rete neurale artificiale riceve segnali esterni su uno strato di nodi (unità di elaborazione) d'ingresso, ciascuno dei quali è collegato con numerosi nodi interni, organizzati in più livelli. Ogni nodo elabora i segnali ricevuti e trasmette il risultato a nodi successivi.

3 - LA MIA ESPERIENZA AL CENTRO INAIL DI BUDRIO

Il Centro Protesi INAIL di Vigorso di Budrio (Figura 3.1), fondato nel 1961, è un'azienda certificata ISO 9001-2008 ed è una struttura articolata e complessa nella quale vengono applicate le più aggiornate conoscenze nel campo dell'ortopedia tecnica e dove viene ricostruito il quadro funzionale e psico-sociale dell'infortunato per la completa reintegrazione nel mondo del lavoro, nella famiglia e più ampiamente nella società.

Attualmente il Centro si caratterizza per un modello operativo basato su tre momenti fondamentali:

- prima visita tecnico-sanitaria ed elaborazione di un progetto personalizzato
- realizzazione della protesi o ortesi e contemporaneo addestramento al suo utilizzo
- valutazione conclusiva dell'intero processo riabilitativo e consegna del presidio.



Figura 3.1

La mia esperienza al centro Inail si è articolata in visite e colloqui nei quali, seguita dall'ingegner Gruppioni, ho potuto da una parte osservare e analizzare la catena di montaggio delle protesi ortopediche, e dall'altra assistere a test di ricerca atti a migliorare le prestazioni delle stesse.

La prima fase del mio percorso mi ha portato ad approfondire la mia conoscenza su come vengono create le esoprotesi, a partire dal calco, fino alla creazione di particolari anatomici del richiedente. Ciò che ho constatato è che la maggior parte del lavoro per la creazione di una protesi è attuato da artigiani professionisti che cuciono pelle, modellano forme col gesso, dipingono in maniera minuziosa.

Ciò che bisogna precisare è che non esiste un solo modello di protesi per un determinato segmento corporale, ma vi sono una serie di tipologie che rispondono a diverse necessità dell'amputato: esse possono svolgere solo un ruolo puramente estetico, oppure attuare un'azione funzionale di movimento sia con mezzi meccanici che con apparecchiature elettriche. La scelta di un modello piuttosto che di un'altro è in gran parte lasciata al paziente, che conosce al meglio sia che tipo di disagio l'amputazione gli procura, sia la capacità di movimento di cui ha bisogno nel quotidiano, sia semplicemente le sue possibilità economiche.

Oltre ad essere un centro all'avanguardia nella gestione puramente clinica dei pazienti il Centro Inail è anche un importante centro di ricerca a livello nazionale ed internazionale in cui vengono condotti studi per migliorare ed ottimizzare materiali e tecnologie che il paziente amputato incontra nel suo percorso diagnostico e terapeutico.

Relativamente alla sindrome dell'arto fantasma il centro Inail sta portando avanti due lavori di ricerca che si pongono l'obiettivo di attenuare la

sindrome da arto fantasma dei pazienti amputati tramite esperimenti di realtà virtuale da una parte, e rendere i gesti dei pazienti aventi protesi quanto più simili e comparabili a quelli di un soggetto sano, cercando di sanare la discrepanza tra ciò che l'amputato vorrebbe fare e ciò che in realtà può fare dall'altra. La prerogativa di tali ricerche è di non essere troppo invasive e quindi di non costringere il paziente a interventi chirurgici che modificano in maniera definitiva le fibre nervose della parte interessata.

In particolare ho assistito alla fase di acquisizione del progetto "Trattamento della sindrome dolorosa da arto fantasma mediante tecnologie di realtà virtuale". In essa si sono analizzate le attività del segmento di arto superiore superstito attraverso sensori elettromiografici (EMG), che misurano i potenziali elettrici che si formano in un muscolo durante la sua contrazione volontaria, e in seguito si sono classificati tali segnali tramite un algoritmo di reti neurali artificiali, utile per identificare i gesti del paziente. L'obiettivo finale di tale ricerca è quello di attenuare la sindrome dolorosa da arto fantasma nel paziente grazie alla visualizzazione di una mano virtuale che si muove secondo le volontà del soggetto. Nello stesso contesto progettuale, il centro Inail sta valutando la creazione di software simili a videogames grazie ai quali il paziente potrà immergersi e muoversi completamente in una realtà virtuale tridimensionale e realistica in cui tutte le eventuali menomazioni fisiche saranno annullate. Sulle stesse acquisizioni si basa anche il secondo progetto del centro, "Scheda di controllo per mani poliarticolate attive basate su pattern recognition". Lo scopo del sistema è quello di poter far muovere e gestire con naturalezza un arto virtuale programmato secondo la tecnologia delle *support vector machines* a un amputato trans-radiale dell'arto superiore. Il problema delle protesi in commercio è infatti la difficoltà di controllo da

parte di chi le indossa e la mancanza di interazione intuitiva tra uomo e macchina. Tuttavia il ricollocamento dell'arto mancante e il riottenimento delle sue funzionalità per un amputato trans radiale garantisce un significativo incremento della qualità della vita. Le acquisizioni in questo caso sono utili per la classificazione dei segnali durante degli specifici movimenti, con la finalità di cercare similitudini e analogie nei segnali di diversi pazienti che compiono gli stessi movimenti.

Acquisizioni

Al paziente è chiesto di indossare una fascia a cui sono applicati una serie di sensori elettromiografici (da 3 a 5) sul moncone. (Figura 3.2)



Figura 3.2

In seguito si prega il soggetto di far compiere cinque diversi movimenti al suo arto fantasma:

- Chiudere la mano a pugno;
- Indicare;
- Far toccare pollice ed indice;
- Aprire la mano in iperestensione delle dita;
- Rilassare la mano lasciandola in posizione neutrale.

Il sistema riesce a rilevare quali gruppi muscolari vengono utilizzati per ogni gesto, misura quanto ogni singolo movimento sia effettivamente "robusto" e "sicuro" in termini di segnali miografici, e fa visualizzare al paziente la mano virtuale che si muove compiendo i gesti desiderati. Questo ultimo punto è fondamentale ai fini dell'attenuazione della *phantom limb pain*, perché garantisce il feedback visivo che il sistema cerebrale e propriocettivo del soggetto si aspetta.

I progetti del centro Inail di Budrio sopra citati sono ancora in corso, tuttavia si evince che la ricerca in questo ambito è in continua crescita e sviluppo, nella speranza di poter garantire una vita regolare e attiva anche a persone che hanno subito traumi fisici non indifferenti.

BIBLIOGRAFIA

- "Phantom-limb pain as a perceptual correlate of cortical reorganisation following arm amputation"
H. Flor, T. Elbert, S. Knecht, C. Wienbruch, C. Pantev, N. Birbaumer, W. Larbig, E. Taub
- "An immersive virtual environment for phantom limb pain rehabilitation"
Steve Pettifer, Toby Howard, Ben Blundell, David Edwards, Ilan Lieberman
- "Arto fantasma doloroso: trattamento con tecarterapia e tens"
D. Orlandini, G.cavallari, A. Amoresano
- "Phantom limb pain - Theories and therapies"
Sharon R. Weeks, Victoria C. Anderson-Barnes, Jack W. Tsao
- "Pharmacological interventions for phantom limb pain"
Fang Jun, Lian Yan-hong, Xie Kang-jie, Cai Shu-nu
- "Trancutaneous electrical nerve stimulation (TENS) for persistent phantom and stump pain following amputation in adults (Protocol)"
Mulvey , Bagnall , Johnson , Marchant
- "Mind-Body interventions for treatment of phantom limb pain in person with amputation"
Vera Lucia Moura, Keturah R. Farout, Susan A. Gaylord, J. Douglas Mann, Morgan Sill, Chanee Lynch, Michael Y. Lee
- "The perception of phantom limbs , the D. O. hebb lecture"
V. S. Ramachandran, William Hirstein

- "Machine learning"
Tom M. Mitchell

- " The discipline of machine learning"
Tom M. Mitchell

- "Neural networks"
Nello Cristianini