



Intelligenza Artificiale in Sanità

Un modello per la prevenzione del Rischio Trombo Embolico Vascolare

Salvatore Fregola^{1,2,3}, Alessandro Gallo^{2,3}, Pietro Hiram Guzzi⁴ *

¹Associazione Scientifica per la Sanità Digitale

²EthosLab S.r.l.

³IanusLab – Associazione di Ricerca Scientifica

⁴Università degli Studi “Magna Graecia di Catanzaro”

1. L’Intelligenza Artificiale

L’idea e lo sviluppo dell’Intelligenza Artificiale (IA) cominciano nei primi anni 50. Lo sviluppo dell’IA è incentrato su molte scoperte “rivoluzionarie” da un punto di vista prettamente teorico, che però hanno avuto poca diffusione nella realtà pratica, sia per motivi squisitamente tecnici, sia per ragioni teoriche. Recentemente, lo sviluppo di nuovi modelli teorici, abbinato ad una maggiore potenza di calcolo disponibile, ha causato la rinascita dell’interesse verso l’intelligenza artificiale, sostenuto anche da alcune applicazioni pratiche che ne hanno aumentato l’interesse da parte di numerose comunità.

2. IA in Medicina a Sanità

In particolare il campo della medicina e della sanità è attualmente interessato dallo sviluppo di numerose applicazioni che integrano l’intelligenza artificiale nella risoluzione di una platea abbastanza grande di problemi quali l’analisi automatica di immagini, la diagnosi automatica, l’analisi di dati e il supporto in sala operatoria.

Il termine “intelligenza artificiale”, spesso abusato, indica, secondo una definizione classica proposta da Marco Somalvico¹, «una disciplina appartenente all’informatica che studia i fondamenti teorici, le metodologie e le tecniche che consentono la progettazione di sistemi hardware e sistemi di programmi software capaci di fornire all’elaboratore elettronico prestazioni che, a un osservatore comune, sembrerebbero essere di pertinenza esclusiva dell’intelligenza umana.»

La definizione proposta sintetizza efficacemente i concetti principali: l’intelligenza artificiale è una disciplina che si interessa di sviluppo di modelli teorici, della loro implementazione in software e di sistemi hardware a supporto che portano l’elaboratore a “simulare” o ad avere un comportamento simile all’intelligenza umana. Tralasciamo qui, per motivi

di spazio, la discussione complessiva sull’intelligenza artificiale che può essere sviluppata attraverso concettualizzazioni informatiche e filosofiche sulla possibilità stessa che le macchine possano avere intelligenza.

Focalizzeremo l’attenzione, in questo articolo, a spiegare come tali metodologie e le soluzioni attualmente presenti possano supportare il campo della medicina e della sanità discutendo alcune applicazioni correntemente utilizzate partendo dal presentare i dati sui quali le applicazioni e le soluzioni operano. Preliminarmente occorre precisare che le più recenti applicazioni sono basate sul paradigma cosiddetto del “data-driven deep-learning” ovvero sull’analisi massiva di grandi moli di dati (spesso chiamati big-data) prodotti dalle recenti tecnologie per l’investigazione dei pazienti quali ad esempio le recentissime macchine per l’analisi del genoma dei pazienti, o le ormai diffusissime macchine per la diagnostica per immagini e le cartelle cliniche elettroniche che organizzano e conservano tutta la storia sanitaria di grandi coorti di pazienti.

L’esistenza di un gran numero di metodi, algoritmi e tecnologie ascrivibili al campo dell’intelligenza artificiale, motiva la necessità di una doverosa categorizzazione. Una prima, comunemente accettata, distinzione separa gli algoritmi in base all’approccio con cui essi “apprendono”, in cui per apprendimento si intende la capacità degli algoritmi di discriminare i campioni in classi, ad esempio date delle analisi biologiche dei pazienti discriminare tra sani e malati. L’apprendimento può avvenire in maniera “supervised”, in cui esiste un dataset iniziale di pazienti la cui classificazione in sani e malati è nota apriori, o in maniera “unsupervised”, in cui tale classificazione non è nota a priori, ammesso che esista, e l’algoritmo prova ad apprendere se essa esista.

La seconda distinzione fa invece riferimento alla modalità in cui le caratteristiche peculiari dei dati (tecnicamente features) sono apprese e distingue gli algoritmi cosiddetti Knowledge based, a cui afferiscono i

* Corresponding author. Tel.: +39 0961 770088; fax: +39 0961 775692. E-mail address: research@ethoslab.com

classici approcci di machine learning, dagli algoritmi di deep learning, in cui gli algoritmi stessi provano a individuare features automaticamente.

3. Il Soft Computing

È proprio grazie alla definizione degli algoritmi e dei metodi che afferiscono alla Intelligenza Artificiale, che in seno alla Università di Berkeley è nata la definizione di Soft Computing (SC) che fonda essenzialmente le sue basi sulla Logica Fuzzy (LF) introdotta da Lotfi Zadeh².

Inoltre il SC si avvale della teoria delle reti neurali e degli algoritmi genetici per ottenere un sistema integrato di sviluppo di applicazioni.

Il Soft Computing pone le sue basi computazionali innovative sul concetto di decisione in ambito vago ed incerto, sfruttando la conoscenza derivata dall'esperienza, emulando, in pratica, la capacità umana di elaborare informazioni imprecise e ottenere comunque una decisione caratterizzata da un elevato grado di affidabilità; maggiore è l'esperienza maturata nell'ambito specifico in cui bisogna decidere, maggiore è il grado di affidabilità della decisione presa.

L'affermazione tecnologica del SC risulta sempre più evidente grazie all'integrazione delle tre metodologie su cui si fonda. Infatti il SC riesce a sintetizzare le tre discipline attraverso:

- La capacità di sviluppare modelli computazionali di sistemi incerti e complessi e di rappresentazione sintetica della conoscenza tipica della logica fuzzy.
- La capacità di apprendimento di relazioni funzionali molto complesse dalle reti neurali.
- La capacità di ottimizzazione, basata sulle leggi di mutazione e di selezione, dagli algoritmi genetici.

La mente umana, diversamente dagli attuali computer, possiede una enorme abilità nel memorizzare ed elaborare l'informazione spesso imprecisa, soprattutto in certi contesti. In quest'ottica diventa fondamentale una maggiore integrazione tra i componenti che costituiscono il Soft Computing.

4. Intelligenza Artificiale e Rischio TEV

Un caso di studio molto interessante delle tecniche di SC può essere l'applicazione di tale modello, o di parte di esso, nel contenimento del rischio come ad esempio nel campo della profilassi antitrombotica dove l'applicazione di un modello decisionale è certamente complicata dal fatto che idealmente bisognerebbe poter stratificare con accuratezza sia il rischio trombotico individuale del paziente sia quello emorragico.

La valutazione di score di rischio in un paziente non può fondarsi, solamente, su misurazioni basate su l'elaborazione di quesiti binari (vero, falso)³. È necessario definire dei criteri che possano delineare una serie di valori che tengano conto di un insieme di variabili o segnali fisiologici.

L'utilizzo di criteri rigidi nell'analisi delle variabili fisiologiche comporta la possibilità di incorrere in errori di valutazione, soprattutto in quei casi in cui si manifesta una situazione al confine tra un rischio effettivo ed una situazione di relativa normalità.

Questo approccio si dimostra efficace nelle situazioni borderline dove le decisioni prese non risultano opposte nella classificazione rischio non-rischio, ma "rischiose" in una certa misura.

Possiamo affermare che la medicina, ed in generale i processi di valutazione ad essa associati, appartengono ad un dominio continuo, non-

lineare, molto complesso e quindi lo sviluppo di sistemi basati su modelli Fuzzy risponde perfettamente a queste caratteristiche.

La soluzione proposta è quella di adottare un modello basato su algoritmi che afferiscono alla LF, lo scopo quindi non è quello di creare un nuovo sistema di score, ma di utilizzare un sistema che supporti il medico nella scelta della profilassi TEV [Vedi Nota 1] per il singolo paziente, valutando il reale ruolo dei fattori di rischio da soli ed in associazione, nel determinare l'evento trombo embolico.

Di fatto si tratta dell'implementazione di un DSS (Decision Support System) il quale oltre a restituire un coefficiente di rischio globale, individua una mappa in cui sono rappresentate tutte le aree di rischio e quindi risulta possibile effettuare una valutazione puntuale di quelle aree che presentano maggiore o minore criticità.

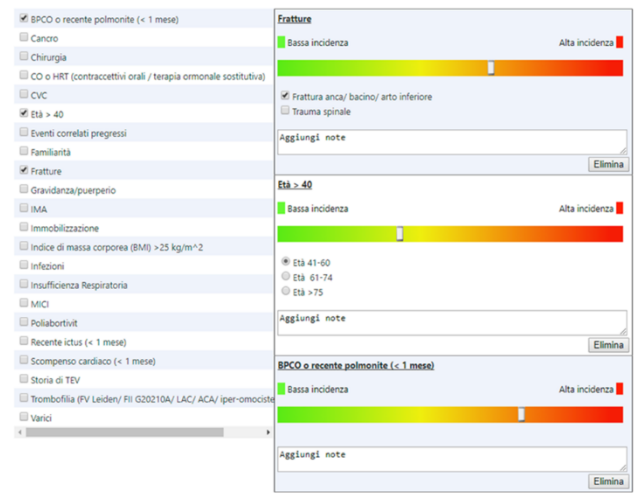


Figura 1 : gestione degli scores di rischio

Nel caso riportato si è valutato un paziente di 48 anni e per quanto concerne il rischio TEV con una frattura all'anca e BPCO (meno di un mese). Il DSS quindi richiede al medico di misurare, mediante una scala di colori, l'incidenza del fattore di rischio considerato per il rischio TEV (Rosso alta incidenza/Verde bassa incidenza).



Figura 2: valutazione item

Successivamente il sistema chiede di effettuare una misurazione dei fattori di rischio anche per il quanto riguarda il rischio sanguinamento. I fattori di rischio individuati sul paziente sono una conta piastrinica inferiore alle 50000 cellule/L ed una insufficienza renale moderata.

Una volta completata la misurazione dei singoli fattori di rischio TEV/BLD il sistema fornisce i rispettivi coefficienti di rischio calcolati.



Figura 3: misura del rischio TEV e BLD (sanguinamento)

Inoltre il sistema posiziona sulla seguente mappa i singoli fattori di rischio. Più il fattore si trova vicino al centro della mappa, colore rosso, più l'incidenza di quel fattore sarà alta nel determinare il rischio. È quindi possibile identificare quei fattori di rischio che incidono maggiormente sul rischio complessivo e agire di conseguenza.

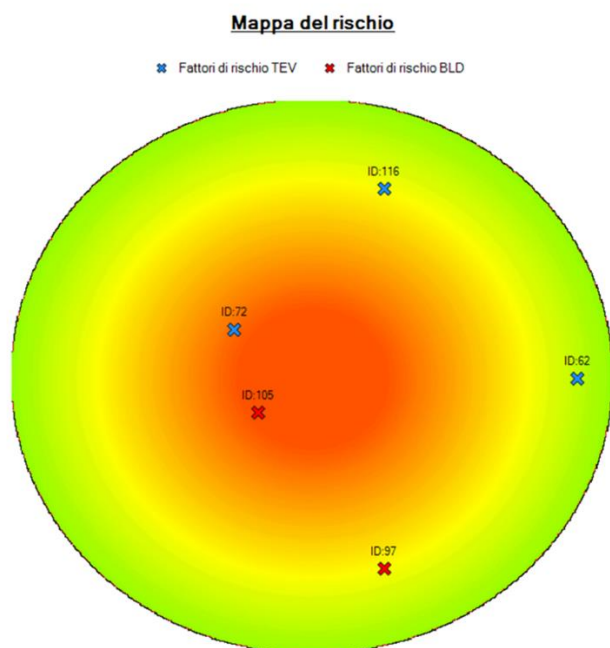
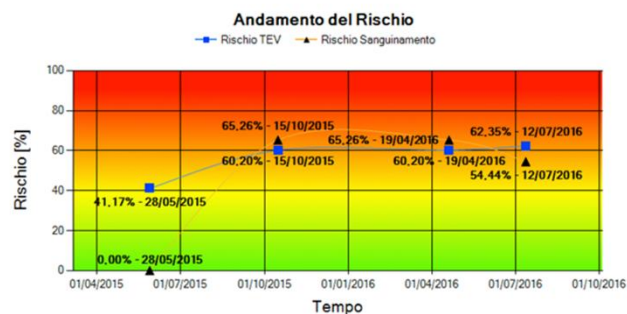


Figura 4: mappa del rischio

Un ulteriore strumento offerto dal DSS è la possibilità, una volta stabilita la profilassi, di monitorare nel tempo l'evolversi delle curve di rischio.



Per implementare il DSS sono stati selezionati gli item comuni tra gli score più usati e quelli che da letteratura presentano una significativa incidenza sui rischi considerati.

Una delle peculiarità del sistema consiste nella possibilità di calibrarlo in base all'analisi in corso in modo da fornire gli elementi contestuali rispetto la misura del rischio.

La misurazione del rischio TEV, impatta in modo significativo sulla scelta della profilassi. Infatti, tale scelta, può essere coadiuvata dal DSS, nell'orientarsi tra l'uso assoluto di farmaci anticoagulanti (es. eparina) ed una maggiore consapevolezza nell'uso di mezzi di compressione (calze elastiche).

Nota 1

Il termine Trombo Embolia Venosa (TEV) viene utilizzato per definire ogni evento trombotico all'interno del sistema venoso associato o meno ad embolia polmonare. La trombosi venosa profonda (TVP) rappresenta tutt'oggi, unitamente all'embolia polmonare (EP) eventualmente ad essa conseguente, una delle complicanze più comuni e gravi che si possano verificare nei pazienti sottoposti ad intervento chirurgico.

Approssimativamente 2 milioni di persone ogni anno sono affetti da TVP e 600.000 di questi pazienti svilupperanno una EP che sarà fatale in 200.000 pz ogni anno (Stein et al., 1995).

¹ Sovalmico M. Intelligenza Artificiale. Milano, IT: Hewlett-Packard - Scienza & Vita, 1987.

² Zadeh LA. A fuzzy algorithmic approach to the definition of complex or imprecise concepts. Int J Man-Machine Stud 1976; 8:249-91.

³ Biswas R. An application of fuzzy sets in students' evaluation. Fuzzy Sets Syst 1995; 74:187-94.

- Kosko B. Fuzzy thinking: the new science of fuzzy logic. New York, NY: Hyperion Press, 1993.

- Bates JH, Young MP. Applying fuzzy logic to medical decision making in the intensive care unit. Am J Respir Crit Care Med 2003; 167:948-52.

- Geerts WH, Pineo GF, Heit JA, Bergqvist D, Lassen MR, Colwell CW, Ray JG. Prevention of venous thromboembolism: the Seventh ACCP Conference

on Antithrombotic and Thrombolytic Therapy. Chest. 2004 Sep;126(3 Suppl): 338S400S.Review. PubMed ID: 15383478

- Geerts WH, Bergqvist D, Pineo GF, Heit JA, Samama CM, Lassen MR, Colwell CW; American College of Chest Physicians. Prevention of venous thromboembolism: American College of Chest Physicians EvidenceBased Clinical Practice Guidelines (8th Edition). Chest. 2008

- Barbar S, Noventa F, Rossetto V, Ferrari A, Brandolin B, Perlati M, De Bon E, Tormene D, Pagnan A, Prandoni P. A risk assessment model for the identification of hospitalized medical patients at risk for venous thromboembolism: the Padua Prediction Score. J Thromb Haemost. 2010

- Nov;8(11): 24507.doi: 10.1111/j.15387836.2010.04044.x. PubMed ID: 20738765

-
- Obi AT, Pannucci CJ, Nackashi A, Abdullah N, Alvarez R, Bahl V, Wakefield TW, Henke PK. Validation of the Caprini Venous Thromboembolism Risk Assessment Model in Critically Ill Surgical Patients. *JAMA Surg.* 2015 Oct;150(10):9418. doi: 10.1001/jamasurg.2015.1841 PubMed ID: 26288124
 - Khorana AA, Kuderer NM, Culakova E, Lyman GH, Francis CW. Development and validation of a predictive model for chemotherapy-associated thrombosis. *Blood.* 2008 May 15;111(10):49027. doi: 10.1182/blood200710116327. Epub 2008 Jan 23. PubMed ID: 18216292
 - de Franciscis S, Fregola S, Gallo A, Argirò G, Barbetta A, Buffone G, Calìò FG, De Caridi G, Amato B, Serra R. PredyCLU: a prediction system for chronic leg ulcers based on fuzzy logic; part I exploring the venous side. *Int Wound J.* 2015 Nov 6. doi: 10.1111/iwj.12529. [Epub ahead of print] PubMed ID: 26542425