**Predizione e comprensione dei fenomeni: Fisica e Machine Learning a confronto**

*Prof. Marco Zanetti*

Dipartimento di Fisica e Astronomia, Università degli Studi di Padova

**1. Introduzione: conoscenza empirica e metodo scientifico**

L’apprendimento è alla base dell’interazione tra le forme di vita più evolute e l’ambiente. In particolare, l’uomo impara sia in prima persona che da esperienze pregresse dei suoi predecessori, a sfruttare a proprio vantaggio le caratteristiche dell’ambiente e ciò che in esso è presente. L’osservazione di eventi naturali ed i tentativi di modificare il proprio habitat hanno portato nel corso dei secoli ad un accumulo di conoscenze *empiriche* che hanno consentito all’uomo di migliorare le proprie condizioni di vita. Tali conoscenze derivano dal constatare la presenza di correlazioni tra fenomeni.

Tuttavia, è solo l’avvento del metodo scientifico e la sua applicazione che hanno portato a progressi rapidi e ad uno sviluppo tecnologico costante. I cardini del metodo scientifico sono la modellizzazione matematica dei fenomeni, che consenta in merito a questi la formulazione di predizioni quantitative accurate, e la verifica rigorosa di queste ultime con esperimenti riproducibili.

I modelli scientifici[[1]](#footnote-1) ancora non falsificati dalle misure sperimentali sono caratterizzati da una

*capacità predittiva* ben più elevata di quella ottenuta dalle conoscenze empiriche, e consentono applicazioni pratiche non realizzabili altrimenti. Le teorie scientifiche hanno poi spesso la proprietà di generalizzare ed unificare la descrizione di fenomeni apparentemente scollegati, si pensi alla caduta di una mela dall’albero e al moto di rivoluzione della terra attorno al sole. In tal senso, la conoscenza che ne consegue può dirsi di un livello più alto, può essere definita *comprensione*.

**2. La Fisica Fondamentale come esempio di predittività e comprensione**

Tra le varie discipline, la Fisica è tra quelle che più fedelmente incarnano il metodo scientifico. Qui e nel seguito ne consideriamo l’ambito più rappresentativo, ovvero la Fisica Fondamentale, che ha come oggetto di studio i costituenti fondamentali della materia e le forze elementari che ne determinano le interazioni. In un tempo relativamente breve (circa un secolo rispetto alle migliaia di anni di storia dell’uomo) si è arrivati alla formulazione di un modello matematico, chiamato “Modello Standard” (MS) che inquadra tre delle quattro interazioni fondamentali a tutt’oggi note[[2]](#footnote-2). L’accuratezza con cui i fenomeni vengono descritti non ha uguali in alcuna altra disciplina scientifica: sono infatti molti i casi in cui il modello teorico riesce a fare delle predizioni con accuratezza molto migliore della parte per miliardo (ad esempio il valore del momento giromagnetico dell’elettrone o i rapporti di decadimento di diverse particelle instabili). Da ciò deriva la grande *capacità predittiva* del Modello Standard: ad oggi sono state effettuate migliaia di misure di precisione riguardanti i fenomeni elementari e nessuna è stata confermata in disaccordo con le predizioni della teoria; ciò a fronte di un numero di parametri liberi molto limitato (26). Anche dal punto di vista matematico, il Modello Standard è solido e consistente, non vi sono infatti vincoli formali che ne limitino il campo di validità.

Nonostante siano molte le questioni fondamentali non inquadrate nel modello (la natura microscopica della materia oscura, l’interazione gravitazionale, la massa non nulla dei neutrini, etc.), si può senza esitazione affermare che il MS sia una delle teorie scientifiche più di successo. Con altrettanta confidenza si può concludere che l’attuale grado di *comprensione* dei fenomeni elementari è molto elevato.

I passi che hanno portato alla formulazione del MS sono quelli tipici del circolo virtuoso che caratterizza il metodo sperimentale, ovvero il susseguirsi di ipotesi e relative predizioni confrontate con le osservazioni, con queste che a loro volta ispirano correzioni o aggiunte alla teoria.

**3. I modelli teorici come antitesi della ricerca di correlazioni**

Oltre al costante confronto con le misure sperimentali, il successo del Modello Standard è dovuto anche ai principi che hanno guidato la sua formulazione matematica: il modello deve riflettere proprietà generali dettate dal buon senso, come l’indipendenza dalle caratteristiche dell’osservatore o il rispettare principi di simmetria; le caratteristiche essenziali dei fenomeni descritti devono poi emergere evidenti, a ciò è legata la comprensione degli stessi.

Tale approccio è caratteristico della Fisica in generale e viene applicato in contesti molto diversi tra loro, dalle dinamiche dell’Universo, allo studio dei sistemi biologici. Ciò dà ottimi risultati quando i sistemi studiati sono “semplici” (il MS ad esempio descrive l’interazione tra due corpi puntiformi), mentre è più difficile inquadrare fenomeni “complessi”, quelli in cui i corpi interagenti sono moltissimi e la dinamica dipende criticamente dalle condizioni al contorno: ad esempio discipline come la Medicina o la Biologia sono molto lontane dallo sviluppare un insieme di leggi matematiche che spieghi nel dettaglio il funzionamento degli organismi viventi. Tuttavia, un modello quantitativo che faccia delle previsioni falsificabili rimane l’obbiettivo principale dell’approccio scientifico ai problemi.

L’alternativa allo sviluppo teorico di un modello matematico è la ricerca di correlazioni: per cercare di capire i meccanismi che regolano un dato fenomeno, si fa affidamento ad eventi che sembrano correlati, assumendo che tale correlazione sia frutto di una relazione di causa ed effetto. Se è vero però che una relazione di causa-effetto implica una correlazione, non è sempre vero il contrario; ovvero correlazione non implica causalità. Esempi di correlazioni spurie (ovvero non causali) sono ovunque; Tyler Vigen raccoglie in un sito diventato oramai famoso, (Vigen, 2011), svariati esempi paradossali di tali correlazioni, in Figura 1 ne vengono riportati un paio.

Le conoscenze empiriche che ci consentono di interagire con l’ambiente si fondano sulla constatazione di correlazioni, apprese nel tempo grazie alle nostre esperienze: non tocchiamo una pentola sul fuoco a prescindere dalle nostre conoscenze di termodinamica, così come chi tira a canestro lo fa senza risolvere le equazioni di balistica della palla. La fiducia che ciascuno di noi ha nella propria esperienza ci espone tuttavia al rischio di assumere causali correlazioni che in realtà non lo sono. Per capirne le ragioni, consideriamo l’approccio bayesiano alla statistica:

A close up of a logo

Description automatically generated

dove si evidenzia come il nostro grado di confidenza in merito all’affidabilità di un certo modello (“posterior probability”) dipende si da quanto bene i dati siano in accordo con le previsioni del modello (“likelihood”), ma anche dal preconcetto soggettivo che abbiamo riguardo al modello stesso (“prior probability”).

Gli esempi di figura 1 risultano paradossali, perché, considerando ad esempio il primo dei due, la probabilità che assegniamo a priori ad un modello in cui la spesa statunitense in scienza, spazio e tecnologia sia causalmente correlata al numero di suicidi per impiccagione è essenzialmente nulla; perciò anche dopo aver osservato i dati, tale probabilità, proporzionale al prodotto di prior e likelihood, rimane molto bassa. Il problema sorge quando in merito ad un certo fenomeno la nostra prior è “piatta”, ovvero non abbiamo informazioni ab-origine o preconcetti: in quei casi una likelihood che esibisce una correlazione ci porta a credere che tale correlazione non sia casuale. Per mettersi al riparo serve dunque avere dei preconcetti corretti, ovvero una solida conoscenza dei fenomeni, cosa che risulta impossibile per tutti i fenomeni con cui potremmo doverci confrontare.

A close up of a map

Description automatically generated

Figura 1: esempi di correlazioni paradossali, dal sito edito da Tyler Vigen (ref)

Oltre a correlazioni accidentali, altrettanto problematico è il caso in cui i dati non rendono manifesta una relazione di causa-effetto in realtà presente nel fenomeno osservato. Ciò si verifica quando la raccolta dei dati è condizionata da “rumore”, ovvero quando la significanza statistica del campione analizzato è piccola o la risoluzione dello strumento utilizzato per la misura non è sufficiente. In generale dedurre dai dati il modello matematico sottostante è un problema estremamente complesso, se non addirittura difficile da porre in termini statistici. Randall Munroe, l’autore dei fumetti satirici-scientifici XKCD (Munroe, 2015), nella striscia in Figura 2, esemplifica questo problema con ironia ma nel suo essenziale.

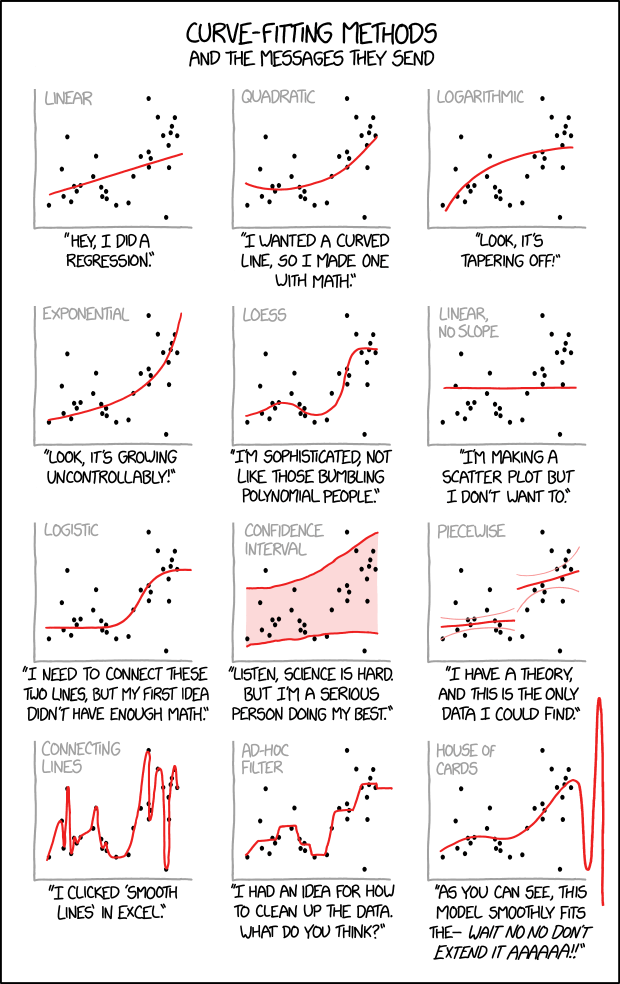


Figura 2: esempi delle varie opzioni che si hanno quando si cerca di estrarre un modello da dati "rumorosi", da XKCD

Quali delle curve in figura -ognuna rappresentante un possibile modello- descrive (“fitta”, per usare un inglesismo) meglio la distribuzione dei dati? Come evidenziato nella striscia, la scelta del modello non è univoca e può portare a conclusioni completamente opposte!

Quanto appena discusso rende evidente quanto arduo sia estrarre informazioni dai dati senza un modello teorico che faccia da guida. L’approccio che risulta perciò più efficiente nello sviluppo della conoscenza consiste nel cercare un legame di causa-effetto solo dove tale legame viene predetto da un modello teorico ben giustificato, in sostanza dove la prior bayesiana ha valori non troppo distanti dall’unità. In tali condizioni, la teoria suggerisce quali siano le misure da compiere, quali dati analizzare e sotto quali ipotesi, innescando appunto il circolo virtuoso proprio del metodo scientifico.

Quando si arriva ad ottenere un modello teorico che descrive in maniera generalizzata sotto uno schema comune varie tipologie di fenomeni, si ha la sensazione che di tali fenomeni sia stata colta l’essenza; in effetti una definizione empirica di *comprensione* potrebbe essere proprio questa.

La comprensione dei fenomeni, oltre ad essere di per sé un’innata pulsione dell’uomo, è di fondamentale importanza per la società, rendendo possibile un efficiente sviluppo tecnologico. Le capacità *predittive* di un modello teorico infatti consentono di sfruttare i fenomeni a proprio vantaggio; le predizioni del modello possono cioè essere “ingegnerizzate”. Il progresso straordinario che l’umanità sta vivendo dal diciannovesimo secolo è reso possibile solamente grazie alle conoscenze prodotte dall’applicazione del metodo scientifico.

**4. La deriva della Fisica Fondamentale: dalla bellezza alla perdita di predittività**

Nel paragrafo precedente abbiamo discusso il ruolo essenziale dei modelli teorici nello sviluppo della conoscenza e nel progresso tecnologico. Torniamo ora a prendere in considerazione il caso della Fisica Fondamentale, il cui soggetto di studio ha senz’altro condizionato l’approccio utilizzato per sviluppare i relativi modelli: è del tutto lecito infatti assumere che i fenomeni fondamentali della Natura siano regolati da leggi non involute o inutilmente complicate, ma che anzi risultino in qualche misura semplici ed eleganti. Ciò ha trovato pieno riscontro nel Modello Standard, una teoria governata dalle fondamenta da principi di simmetria. Un caso ancora più eclatante è la teoria della relatività generale che descrive la forza di gravità ed il tessuto spazio-temporale dell’universo. Tale teoria ha solamente due parametri liberi, la velocità della luce e la costante di Newton[[3]](#footnote-3), ed ha al tempo stesso una capacità predittiva straordinaria, sia in ambito scientifico (dalle onde gravitazionali ai buchi neri) che applicativo (GPS). Il suo sviluppo non ha essenzialmente richiesto input sperimentale, erano infatti famosi i “Gedankenexperiment” di cui Einstein faceva uso per argomentare le assunzioni alla base della teoria, si pensi in particolare all’equivalenza tra un corpo sulla terra e ad un altro in un razzo in accelerazione nello spazio profondo (principio di equivalenza).

Il successo di questi sviluppi teorici ha portato ad avere grande confidenza sulle capacità dell’uomo di cogliere l’essenza delle Leggi Fondamentali. Negli anni si è fatta strada la convinzione che il nostro innato senso di “*bellezza*” possa con efficacia farci da guida per scoprire l’intimo della Natura. Tale convinzione ha fatto presa sulla comunità scientifica, ma si è imposta anche nella cultura popolare e nella percezione che la società ha della Fisica; molti sono i libri divulgativi di successo che hanno passato questo messaggio, si possono citare ad esempio best-seller come “L’universo elegante” di Brian Green o “La Teoria del tutto” di Stephen Hawking:

*“Physicists have come to realize that mathematics, when used with sufficient care, is a proven pathway to truth.”* (Green, 2003)

*“My goal is simple. It is a complete understanding of the universe, why it is as it is and why it exists at all.”*  (Hawking, 2002)

Se da un lato tali considerazioni risultano esaltanti, infondendo una fiducia straordinaria sulle capacità intellettive dell’uomo, dall’altro ci espongono al rischio di una pericolosa deriva, ovvero di concentrarsi troppo su questioni estetiche, sottovalutando il ruolo delle misure sperimentali.

Nel seguito vengono discussi i casi più rappresentativi della moderna Fisica Fondamentale, l’esplorazione agli acceleratori di particelle dei fenomeni microscopici ed i tentativi di formulare una teoria quantistica della gravità.

**4.1 Ricerche di estensioni del Modello Standard a LHC**

L’acceleratore LHC del CERN è attualmente lo strumento più potente per l’esplorazione del mondo microscopico. In operazione dal 2010, ha avuto fin da subito un grande successo scientifico (e mediatico), esperimenti di LHC infatti sono stati i responsabili della scoperta del bosone di Higgs, l’elemento essenziale del Modello Standard predetto negli anni Settanta ma di cui si è avuta conferma per la prima volta appunto solo nel 2012. Con la conferma dell’esistenza del bosone di Higgs, il MS risulta una teoria matematicamente consistente, priva di limiti di validità intrinseci. La particella di Higgs stessa però fa sospettare l’incompletezza del modello, in particolare il valore della sua massa rende quest’ultimo non “naturale”, una questione nota come problema di gerarchia. Il valore misurato della massa del bosone di Higgs (ovvero la sua energia a riposo) richiederebbe un aggiustamento ritenuto eccessivamente fine se la validità delle previsioni del MS si estendesse a scale di energia molto più alte. Di per sé, tale aggiustamento fine non inficia né la consistenza né la predittività del modello, ma, appunto principi di “bellezza” o “naturalezza”, spingono a credere che deviazioni dalle predizioni del MS debbano manifestarsi già a scale di energia prossime a quella della particella di Higgs. In particolare, tali fenomeni non inquadrati dal MS dovrebbero essere prodotti da LHC.

Sono stati formulati molti modelli teorici che estendono il MS, tutti sviluppati per risolvere il problema di gerarchia. Una classe di modelli, la Supersimmetria (SUSY), era in particolare ritenuta particolarmente promettente: oltre infatti a fornire una spiegazione naturale per il valore della massa della particella di Higgs, la Supersimmetria implica l’unificazione delle tre interazioni fondamentali del MS (ovvero il raggiungimento ad alte energie di un valore comune delle costanti di accoppiamento caratteristiche delle tre forze) e fornisce anche un candidato alla interpretazione microscopica della Materia Oscura. La prior bayesiana per SUSY era a dire il vero molto vicina ad uno, gran parte della comunità era essenzialmente certa che si sarebbe osservata a LHC[[4]](#footnote-4).. Purtroppo, né la Supersimmetria né alcun altro modello alternativo sono stati confermati dagli esperimenti. Alcuni dei risultati di tali ricerche sono mostrati in Figura 3.

A screenshot of a computer

Description automatically generated

Figura 3: alcuni dei risultati ottenuti dall'esperimento CMS a LHC sulle ricerche di modelli estensione del Modello Standard

I dettagli della Figura 3 sono volutamente di difficile lettura, il messaggio che si vuole passare è un altro, si vogliono mettere in evidenza infatti quelli che sono i veri problemi che da quelle ricerche emergono. Innanzitutto, i risultati sono espressi come “limiti”, ovvero i modelli di per sé non sono falsificati, ma sono stati posti solamente dei vincoli sui rispettivi intervalli di validità: quasi tutti questi modelli hanno un grande numero di parametri liberi, giocando con i quali si può regolare la scala di energia alla quale le previsioni alternative al MS entrano in gioco. La falsificabilità di un modello è però legata alla sua qualità scientifica: un modello che non è possibile falsificare è inutile perché *non predittivo* e perché non porta ad una migliore *comprensione* dei fenomeni.

Dalla Figura 3 si intuisce poi che i modelli alternativi al MS sono molti, la Supersimmetria stessa è declinabile in moltissime forme diverse. Il lavoro di verifica sperimentale è stato fatto secondo la prescrizione standard, ovvero, come menzionato nel capitolo precedente, facendosi guidare dal modello sulla tipologia di dati da guardare e sulle modalità della loro analisi. Se tuttavia le alternative sono molte (troppe), il pregiudizio (prior) sui singoli modelli diminuisce e nella pratica la guida teorica perde di efficacia.

Lo stato dell’arte non lascia che due scenari possibili: o la validità del Modello Standard si estende ben oltre la scala di energia sondata da LHC (rendendo il problema di gerarchia un fatto prettamente estetico e dunque irrilevante) oppure il modello che correttamente estende il MS non è ancora stato trovato nei dati. Un episodio in particolare risulta illuminante per dimostrare quanto questo secondo scenario non sia da trascurare: nel 2015 i due principali esperimenti di LHC mostrarono entrambi una deviazione dalle predizioni del MS nella stessa regione dello spazio delle fasi, ovvero qualcosa che poteva essere interpretato come un segnale di nuova fisica. L’analisi dei dati era considerata solida, essendo del tutto analoga a quella utilizzata per scoprire il Bosone di Higgs 3 anni prima (ricerca di un picco nello spettro di massa invariante di una coppia di fotoni). I risultati delle due analisi sono confrontabili nei grafici di Figura 4.

A close up of a map

Description automatically generated

Figura 4: esempi di segnali nello spettro di massa di una coppia di fotoni. A sx la fluttuazione osservata nel 2015, a dx una delle evidenze che ha portato alla scoperta del Bosone di Higgs nel 2012.

La reazione dei membri delle collaborazioni sperimentali è stata tiepida, per non dire scettica, non per possibili dubbi sulla qualità dell’analisi, ma perché non era noto alcun modello teorico che prevedesse un nuovo segnale di quel tipo (la mancanza di guida teorica ha implicato giustamente una prior collettiva piatta). La comunità di fisici teorici (gli esperti nella formulazione di modelli) ha invece reagito con grandissimo entusiasmo, producendo in brevissimo tempo una vasta gamma di nuovi modelli che inquadrassero tale segnale (Backovic, 2016). Ciò ha dimostrato come le pure numerose teorie estensione del MS finora formulate, siano lontane dall’esaurire tutte le possibilità!

Ad onor di cronaca, il segnale si dimostrò in seguito una fluttuazione statistica. A tutt’oggi questa rimane una delle pochissime analisi condotte dagli esperimenti senza una iniziale guida teorica.

**4.2 La Quantizzazione della Gravità**

Veniamo ora alla questione più controversa relativa agli sviluppi degli ultimi decenni della Fisica Fondamentale. Nonostante siano entrambe due teorie di grandissimo successo, il Modello Standard e la Teoria della Relatività Generale (RG) non hanno alcun punto in comune. Questo è dovuto al fatto che le scale di energia proprie delle due teorie sono completamente diverse, la scala della RG (massa di Planck, circa 1019 GeV/c2) è di molti ordini di grandezza superiore alla scala del MS. Ciò rende estremamente complicato inquadrare le due teorie in una descrizione unificata. Allo stesso tempo è impensabile al momento realizzare un esperimento per sondare direttamente la scala di Planck: l’attuale strumento più potente, LHC (che arriva a sondare i fenomeni fisici ad energie dell'ordine di 104 GeV), è stato realizzato in non meno di 15 anni grazie all’impegno di migliaia di scienziati e con un investimento di diversi miliardi di dollari; a meno di rivoluzioni tecnologiche, non è ovvio quanto più in là si possa ancora estendere la frontiera dell’energia.

La questione però è della massima rilevanza, probabilmente la più importante della Fisica Fondamentale. È per questo che gli sforzi per formulare una teoria quantistica della gravità continuano senza perdere vigore da decine di anni. Lo schema ritenuto più promettente e più noto al pubblico è la Teoria delle Stringhe.

Fin dai primi sviluppi la difficoltà del fare predizioni confrontabili coi dati è risultata evidente; tuttavia i progressi della teoria, misurati in termini di consistenza matematica e, ancora una volta, di “bellezza”, hanno generato uno slancio che ancora oggi non si è spento. Lee Smolin a tal proposito racconta:

*“There was a sense that the one true theory had been discovered. Nothing else was important or worth thinking about. Seminars devoted to string theory sprang up at many of the major universities and research institutes. At Harvard, the string theory seminar was called the Postmodern Physics seminar. This appellation was not meant ironically.”*  (Smolin, 2006)

In totale antitesi con le conoscenze euristiche acquisite sulla base dell’esperienza, la teoria delle stringhe o le sue alternative sono un esempio in cui la prior soggettiva su un modello -costruita appunto sulla base di criteri di consistenza e bellezza matematica- conta più del termine di likelihood nel processo di definizione della posterior probability, anzi tale termine, ovvero il confronto del modello con i dati, viene completamente ignorato.

Paradossalmente, alla base di questa deriva c’è lo stesso tipo di implicazione logica fallace riportata nella sezione 3: se è plausibile che la teoria corretta sia bella, non è detto che una teoria bella sia vera. La bellezza è l’archetipo di attributo soggettivo: seppur sia possibile convenire sulla bellezza di una cosa, è certamente impossibile mettere tutti d’accordo su quale sia la più bella di tutte!

La teoria delle Stringhe ed in generale tutte le teorie finalizzate a riconciliare meccanica quantistica e relatività generale sono lungi dall’essere pratiche inutili, avendo prodotto innumerevoli sviluppi in Matematica e trovando applicazioni nei contesti più diversi, in particolare nella descrizione di stati della materia fortemente accoppiati.

Per quanto riguarda invece la vera finalità di questi studi, come c’era da aspettarsi, i risultati non hanno rispettato le aspettative (né giustificato gli investimenti in termini di capitale umano e finanziario): il metodo scientifico è nei fatti non più applicato; la teoria perde ogni capacità predittiva; la comprensione dei fenomeni fondamentali diventa una mera illusione.

Basare gli sviluppi di una teoria unicamente sul gusto personale senza avere un confronto con i dati è risultato non proficuo. La vera questione a questo punto è se abbiamo effettivamente raggiunto il limite delle nostre potenzialità intellettive e tecnologiche o se esistono maniere alternative per speculare sui fenomeni fondamentali.

**5. La riscossa della Scienza dei Dati**

Nella sezione 3 abbiamo discusso i limiti dell’estrarre dai dati informazioni di alto livello, in particolare relazioni causali, senza avere un modello matematico che faccia da guida. Va sottolineato ancora però che in alcuni contesti, l’*esperienza* risulta più efficace dell’applicazione di una teoria scientifica: ciò vale ad esempio per qualsiasi nostro movimento nello spazio, ma anche per l’interpretazione di ciò che percepiscono i nostri sensi. Paradossalmente ciò che viene associato al concetto di intelligenza -e che ci differenzia dagli altri animali- è proprio la capacità di cogliere le correlazioni, di sviluppare conoscenza empirica dei fenomeni. Non è perché abbiamo sviluppato il Modello Standard o le altre teorie scientifiche che ci definiamo intelligenti, tale definizione sussiste a prescindere.

I limiti della nostra esperienza sono tuttavia intrinseci alla nostra fisiologia, in particolare la quantità di informazione che riusciamo a processare così come la velocità a cui lo facciamo sono naturalmente limitate. Cosa succederebbe se tali limiti fossero in qualche maniera superati? Non ci stiamo ovviamente riferendo a congetture balzane in stile Dianetics, ma alla possibilità di utilizzare a tal fine calcolatori elettronici, ovvero di sviluppare una “Intelligenza Artificiale” (AI).

La versione moderna dell’AI, quella che sta avendo successi straordinari in moltissime applicazioni, si fonda sull’idea di replicare il processo dell’accumulo di esperienze, ovvero dell’apprendimento. Oggigiorno “apprendimento automatico” (Machine Learning, ML) e AI sono essenzialmente sinonimi.

I calcolatori seppur intrinsecamente “stupidi”, hanno capacità di elaborazione e di stoccaggio di informazioni ordini di grandezza superiori a quelle umane. La differenza è che l’uomo, fin dalla nascita, impara costantemente sulla base degli esempi che gli vengono forniti e sulle esperienze che accumula. L’obbiettivo è dunque di sviluppare un metodo che consenta ai calcolatori di fare lo stesso.

Al termine del processo di apprendimento si dovrebbe ottenere l’analogo di quello che per l’uomo abbiamo chiamato modello empirico; naturalmente per un calcolatore quest’ultimo non può che essere altro che una funzione matematica *f(#)*:

Dove *x* corrisponde ai dati di input, una lista di *n* numeri (in termini matematici è un vettore *n*-dimensionale), *y* è un numero (continuo o discreto), l’output, e *w* è il vettore di parametri. La funzione (matematicamente uno scalare ) costituisce un modello, ovvero esprime la relazione di causa-effetto tra *x* e *y*.

Sono moltissimi i problemi che possono essere espressi in questi termini: ad esempio *x* potrebbe essere l’insieme del valori dei pixel di una foto (per ciascun pixel, un valore tra 0 e 1 per indicare la scala di grigio se la foto è in bianco o nero, oppure 3 valori tra 0 e 1 per le tre scale di rosso verde e blu se la foto è a colori) e *y* potrebbe essere una variabile discreta i cui valori etichettano delle categorie, ad esempio 0 per indicare la categoria “cane” ed 1 la categoria “gatto”. In questo modo il modello, una volta “allenato”, è in grado di classificare le fotografie a seconda rappresentino cani o gatti. In modo analogo è possibile allenare dei modelli di ML per interpretare i comandi vocali o leggere un manoscritto, oppure, come vedremo in seguito, distinguere un segnale di un processo fisico rispetto al rumore di fondo.

A tutti gli effetti, anche in questo caso l’obbiettivo è quello di sviluppare un corretto modello matematico, qual è dunque la differenza con i modelli matematici delle discipline scientifiche?

La differenza sta nel tipo di funzione matematica che implementa la relazione di causalità del fenomeno studiato: nel caso del Machine Learning le funzioni sono molto particolari, involute e caratterizzate da un numero enorme di parametri (anche decine di migliaia). L’esempio più noto di tali funzioni sono le reti neuronali artificiali, ovvero un tentativo di realizzare matematicamente lo schema di funzionamento del cervello, con neuroni che comunicano tra loro e si attivano se ricevono un segnale sopra una determinata soglia. Senza entrare nel dettaglio, va sottolineato che grazie alle loro proprietà, in particolare al grande numero di parametri, tali funzioni possono approssimare qualsiasi data funzione (analitica o meno).

Il processo di apprendimento è l’aspetto cruciale delle applicazioni di ML. In sostanza consiste nel fornire degli esempi di quale dovrebbe l’output dato un certo input, ovvero coppie (*x*,*y*). Questi esempi vengono poi utilizzati per trovare i valori dei parametri che minimizzano la distanza tra l’output del modello date le *x* e le rispettive *y*. Ci sono molti modi di definire tale distanza, ad esempio i migliori parametri potrebbero essere definiti tramite:

La rivoluzione sopra citata è avvenuta grazie a tre principali fattori che hanno reso l’apprendimento, codificato nella formula di cui sopra, estremamente efficiente: innanzitutto il numero degli esempi (*N* nella sommatoria, da non confondersi con il sopra citato *n,* la dimensione del vettore di input) da fornire al calcolatore, che può essere grande praticamente a piacere vista la disponibilità di dati, soprattutto dalla rete internet; la velocità di elaborazione dei calcolatori (in particolare utilizzando GPU) che consente di analizzare la grande mole di esempi fornita; le tecniche matematiche di minimizzazione che consentono di esplorare con efficacia spazi dei parametri ad elevatissima dimensionalità[[5]](#footnote-5).

L’analizzare enormi quantità di dati (Big Data), fa sì che la probabilità di cadere nella trappola delle correlazioni spurie sia drasticamente ridotta. Infatti, false relazioni di causa-effetto sono destinate a sparire all’aumentare della taglia del dataset considerato (ovvero al crescere della sua significanza statistica), così come è successo al segnale poi non confermato dell’aneddoto riportato nel paragrafo 4.1. Al crescere degli esempi forniti, diminuisce anche l’effetto del rumore, cosicché la relazione causale sottostante risulta più evidente.

Ciò spiega il successo del Machine Learning, che ha rivoluzionato innumerevoli applicazioni non solo pratiche (dall’auto a guida autonoma alla finanza), ma anche scientifiche. Anche in Fisica il Machine Learning viene sempre più utilizzato. Una sfida pubblica lanciata qualche anno fa (Kaggle, 2014) chiedeva ai concorrenti di classificare, in un dataset sintetico, gli eventi di collisione di LHC; in tale dataset erano presenti processi coinvolgenti il bosone di Higgs e i rispettivi processi di rumore. A tale sfida hanno partecipato sia esperti di fisica delle particelle (inclusi alcuni degli stessi responsabili della scoperta della particella di Higgs), ma anche degli “scienziati dei dati” assolutamente ignoranti di fisica. I primi hanno applicato le loro conoscenze di fisica per analizzare i dati, i secondi tecniche avanzate di ML. I risultati sono stati sorprendenti, il team di fisici che si è meglio classificato non ha superato la venticinquesima posizione[[6]](#footnote-6)!

Come menzionato precedentemente, l’obbiettivo del processo di apprendimento non è tuttavia di imparare la vera relazione di causalità tra input ed output, ma di approssimarla al meglio. L’approccio è estremamente pragmatico, l’unica cosa che conta è essere il più predittivi possibile.

Per illustrare meglio la questione descriviamo come vengono applicati i modelli di ML e come ne vengono giudicate le performance. Facciamo riferimento ai grafici di Figura 5. Assumiamo il caso di classificazione di due categorie che chiameremo “segnale” e “rumore”. Per ogni evento fornitogli il modello produce un output (mostrato nel grafico di sinistra), eventi di tipo “segnale” tendono ad avere valori di *y* più vicini a 1 mentre eventi di “rumore” più vicini a 0. Più la separazione tra gli eventi di segnale e rumore è netta, migliore è la loro classificazione; la distinzione non è mai perfetta, per classificare le performance del modello si utilizza la cosiddetta curva “Receiver Operating Characteristic” (ROC), ovvero l’efficienza di selezione degli eventi di segnale contro la reiezione degli eventi di rumore al variare della soglia applicata all’output del modello (grafico di destra). Un modello che assegna casualmente il valore di *y* agli eventi corrisponderebbe ad una diagonale inclinata di 45 gradi, mentre un modello perfettamente discriminante presenterebbe una curva completamente squadrata; per quantificare le capacità predittive di un modello ML tipicamente si utilizza il valore dell’area sotto la ROC.

A close up of a logo

Description automatically generated

Figura 5: a sx l'output di un modello ML per gli eventi di due categorie, segnale e rumore; a dx la R.O.C corrispondente

Quasi mai si ottiene una classificazione perfetta, ma d’altra parte anche noi umani a volte fraintendiamo ciò che ci viene detto (a livello sintattico) o non riconosciamo un oggetto in un’immagine. Quello che conta è avere una frequenza di errore bassa; per la verità i modelli di ML hanno performance superiori all’uomo in moltissimi contesti, dal riconoscimento facciale agli scacchi. Rimane però il problema che il ML non porta ad alcuna *comprensione*. I modelli ML rimangono a tutt’oggi delle scatole nere.

**6. Conclusioni e prospettive**

La sfida dell’uomo alla comprensione dei fenomeni ad un loro utilizzo per migliorare le proprie condizioni di vita è ad un punto di svolta. Il metodo scientifico, nella sua declinazione classica, si è dimostrato cruciale per lo sviluppo della conoscenza e della tecnologia, tuttavia l’approccio più di “forza bruta” introdotto dalla moderna Intelligenza Artificiale ha dimostrato di avere grandissime potenzialità. Il caso della Fisica Fondamentale è forse la disciplina in cui il contrasto tra i due approcci è più evidente: l’entusiasmo legato alle capacità dell’uomo di cogliere la *bellezza* delle leggi di Natura ha portato ad una deriva che stride fortemente con il sempre più importante ruolo giocato dai (big) dati.

C’è tuttavia una ragione per essere ottimisti e puntare a risolvere le difficoltà che attualmente limitano gli sviluppi in Fisica Fondamentale utilizzando tecniche inspirate al Machine Learning. Si dovrebbe andare tuttavia ben oltre l’attuale utilizzo del ML negli esperimenti, che tipicamente si riduce alla discriminazione tra i segnali e richiede un allenamento ancora basato completamente sulle previsioni dei modelli teorici.

La maggior parte degli esperimenti infatti produce moli enormi di dati complessi; alla loro analisi guidata dai modelli teorici, potrebbe idealmente essere complementare un approccio “unbiased”, che utilizzi algoritmi di ML per ricercare nei dati schemi o strutture di alto livello, fornendo input per indirizzare gli sviluppi teorici.

In conclusione, l’obbiettivo virtuoso da porsi nei prossimi anni è di non stravolgere il metodo scientifico, ma di arricchirlo e potenziarlo con l’apporto di un nuovo strumento quale il Machine Learning.

# Bibliografia

Vigen, T. (2011). *Spurious Correlations*. Retrieved from http://tylervigen.com/spurious-correlations

Munroe, R. (2015). *XKCD*. Retrieved from https://xkcd.com

Green, B. (2003). *The Elegant Universe.* W. W. Norton & Company.

Hawking, S. W. (2002). *The Theory of Everything.* New Millennium Entertainment.

Backovic, M. (2016). *A Theory of Ambulance Chasing.* Retrieved from https://arxiv.org/abs/1603.01204

Smolin, L. (2006). *The Trouble with Physics: The Rise of String Theory, the Fall of a Science, and What Comes Next.* Houghton Mifflin Harcourt.

Kaggle. (2014). *Higgs Boson Machine Learning Challenge*. Retrieved from https://www.kaggle.com/c/higgs-boson

1. Qui e nel seguito, ‘modello’, ‘teoria’, ‘modello teorico’, ‘modello matematico’, etc. vengono utilizzati come sinonimi pur consapevoli che, in particolare in Fisica, tali termini possono avere accezioni diverse. [↑](#footnote-ref-1)
2. Si tratta delle forze elettromagnetica, nucleare debole e nucleare forte, mentre la gravità non è ancora stata inclusa con successo in una modello unificato basato sulla Meccanica Quantistica. [↑](#footnote-ref-2)
3. In versioni generalizzate della teoria potrebbero essere presenti altri parametri, come la costante cosmologica [↑](#footnote-ref-3)
4. Sono diverse le testimonianze dirette (compresa quella dell’autore) di fisici dall’altissimo profilo scientifico che sull’esistenza della SUSY hanno scommesso parti del proprio corpo funzionali alla riproduzione [↑](#footnote-ref-4)
5. Quello descritto in questo paragrafo va sotto il nome di allenamento “supervisionato” in quanto, durante questa fase, gli esempi forniti includono il valore di output corrispondente ad ogni input. Esistono versioni in cui l’allenamento è solo parzialmente supervisionato o non supervisionato; in questi casi la modello deve rendersi conto autonomamente della presenza di diverse categorie nei dati. [↑](#footnote-ref-5)
6. Ad onor del vero, i dataset forniti ai partecipanti della competizione erano estremamente semplificati, contenevano infatti solo informazioni di alto livello e corrispondenti ad una frazione piccola di quella prodotta dal rivelatore (<1kByte per evento contro i 2MB di un evento “grezzo). Il grosso del lavoro di analisi dei fisici consiste proprio nell’elaborare l’output del rivelatore, ovvero nella “data reduction” nel gergo della scienza dei dati. [↑](#footnote-ref-6)