



MACHINE LEARNING E RETI NEURALI NEL DIRITTO CIVILE

*Applicazione del machine learning a casi di
diritto condominiale*

GIOVANNI DI STASIO
UNIVERSITÀ 'LUISS GUIDO CARLI'

i-lex

MACHINE LEARNING E RETI NEURALI NEL DIRITTO CIVILE

GIOVANNI DI STASIO

Abstract: In questo lavoro si mostrerà la realizzazione di una rete neurale in grado di riprodurre il ragionamento compiuto dai giudici nelle controversie relative alle infiltrazioni d'acqua provenienti da lastrici solari o terrazzi di uso condominiale. Oggi il *Machine learning* riesce a dimostrare tutta la sua efficienza in campo giuridico, riuscendo addirittura a prevedere con notevole precisione gli esiti delle sentenze. L'applicazione del *machine learning* al diritto è una interessante sfida per i giuristi contemporanei, i quali hanno l'opportunità di raffinare i propri studi, grazie a sistemi di Intelligenza Artificiale connessionista così accurati, da simulare i processi decisionali propri dell'essere umano.

Parole chiave: machine learning legale, reti neurali, Intelligenza Artificiale, ragionamento giuridico

1. Introduzione al *machine learning*

In questo articolo propongo una rete neurale, che, sulla base di elementi comuni estrapolati da precedenti giurisprudenziali, è in grado di produrre una corretta decisione giuridica anche in casi non direttamente previsti nella programmazione, in questioni condominiali.

Lo sviluppo delle tecniche di Intelligenza Artificiale sta vincendo le sfide della riproduzione artificiale di ogni comportamento umano. Anche le pronunce della giurisprudenza, in numerosi casi, possono essere 'predette' con un'ottima percentuale di esattezza. In un'impostazione giusfilosofica di matrice realista, questa possibilità è al cuore della stessa definizione di diritto, come sostenuto dai principali esponenti del realismo giuridico. Oliver Wendell Holmes¹ sostiene che il diritto è costituito dall'insieme delle sentenze

¹ O. W. Holmes jr, *The Path of Law*, Harvard Law Review, 1897.

pronunziate dalle corti, mentre, tra i contemporanei, Enrico Pattaro² evidenzia gli aspetti soggettivi della decisione giuridica, considerando il diritto un'opinione, imposta da chi ha il potere di farlo. Tuttavia, tale impostazione non è pienamente esente da dubbi: il diritto si compone anche delle sentenze, ma non si limita alle pronunce giurisprudenziali, bensì si fonda *in primis* sulle norme positive³. In ogni caso, non si può negare che le pronunce giurisprudenziali non dipendano solo dall'applicazione delle norme di legge: il ragionamento giuridico è influenzato anche dalla parte irrazionale ed emotiva del pensiero. I giudici decidono in base alle disposizioni da applicare al caso concreto, ma anche secondo la propria cultura giuridica e non, che è inevitabilmente condizionata da pregiudizi, alle volte anche largamente condivisi⁴. Pertanto, per prevedere l'esito delle sentenze, sono state sviluppate tecniche di *machine learning*, cioè di apprendimento dell'elaboratore, che apprendono direttamente dai precedenti giurisprudenziali.

I sistemi di *machine learning* riescono a ragionare non soltanto attraverso schemi di logica deduttiva, ma altresì attraverso schemi di logica induttiva, nonché con procedure inferenziali analogiche ed induttive.

Le reti neurali artificiali sono i più noti ed utilizzati sistemi di *machine learning*.

Mentre l'Intelligenza Artificiale di tipo cognitivista si è focalizzata sul calcolo logico-deterministico per riprodurre la parte razionale della mente, il connessionismo, principalmente con le reti neurali, ha tentato di simulare anche le capacità emotive dell'uomo. Queste ultime, come detto, determinano una notevole influenza sulle decisioni del giudice⁵, perciò, il *machine learning* si potrebbe

² E. Pattaro, *Opinio iuris. Il diritto è un'opinione: chi ne ha i mezzi ce la impone*, Giappichelli, 2011.

³ H. Kelsen, *La dottrina pura del diritto*, Franz Deuticke Verlag, 1934.

⁴ Il termine "pregiudizi" non è usato con accezione negativa, bensì il lemma è inteso nel senso dell'ermeneutica di Hans Georg Gadamer, in cui i pregiudizi fanno parte della realtà storica e sociale dell'individuo, il quale forma i suoi *prae-iudicia* prima ancora di sviluppare una specifica conoscenza. H. G. Gadamer, *Verità e metodo*, Bompiani, 1983, p. 328.

⁵ Questa prospettiva in effetti concorda con le tesi del normativismo realistico di Alf Ross, secondo cui il diritto si forma nella coscienza dei giudici e non solo nella loro logica. Nella prospettazione di Ross, le norme vincolano socialmente

dimostrare particolarmente utile, necessario e complementare rispetto alle applicazioni di intelligenza artificiale deterministica.

Queste ultime hanno apportato, negli ultimi anni, notevoli miglioramenti al lavoro del giurista. Basti pensare ad *ItalGiure*⁶, accuratissima banca dati della Corte di Cassazione⁷, o a *De Jure*⁸, molto precisa nella ricerca di norme e pronunce giurisprudenziali. Le banche dati giuridiche hanno apportato un contributo considerevole al lavoro del giurista, poiché, consentendo di trovare rapidamente fonti e precedenti, hanno facilitato la fase di determinazione delle fonti rilevanti per il caso concreto. Tuttavia, le banche dati non sono in grado di dirimere una controversia autonomamente, possono compiere operazioni di logica deduttiva, basate sulle norme, ma non giungere ad una decisione giuridica in senso proprio. Il ragionamento sotteso alle sentenze, è induttivo e contiene un sapere giuridico non rinvenibile nelle sole disposizioni normative.

I sistemi di *machine learning* garantiscono un'elevata efficienza nella previsione della decisione giuridica. Per giungere a tale risultato, alcuni dei modelli proposti analizzano in primo luogo la produzione giurisprudenziale e riescono ad estrapolare le caratteristiche essenziali che hanno portato i giudici al convincimento; pertanto essi riescono a predire, con grande precisione, gli esiti delle successive sentenze.

L'odierno campo del *machine learning*, in ambito giuridico, si compone di sistemi definiti 'ibridi', poiché contengono database di norme sempre aggiornati, sistemi esperti e reti neurali od altri sistemi

soltanto i giudici. A mio parere tale assunto non può essere condiviso, in quanto, in primo luogo, si tratta di vincolo giuridico e non sociale ed in secondo luogo, in qualsiasi ordinamento positivo, le norme si applicano alla generalità dei consociati. A. Ross, *On law and justice*, University of California Press, 1999.

⁶ <http://www.italgiure.giustizia.it>

⁷ Nell'algebra di Boole, l'operatore AND indica la congiunzione, per cui è necessario che entrambi i valori siano veri. Cercando con AND, i termini devono necessariamente essere uniti e collegati tra di loro. L'OR invece indica la disgiunzione semplice, per cui, cercando con OR, i termini possono essere legati tra loro, ma possono anche non esserlo. Lo XOR invece indica la disgiunzione forte, per cui le parole cercate sono necessariamente separate tra di loro. Il NOT, che indica negazione, si usa nelle ricerche per escludere espressamente il collegamento tra il secondo termine ed il primo.

⁸ <https://www.iusexplorer.it>

di machine learning. Questi ultimi possono anche svolgere compiti quali relazionarsi ed interloquire con l'utente. In questi casi si utilizzano sistemi di *deep learning*, cioè reti neurali con numerosi *hidden layers*⁹ per riconoscere ed elaborare il linguaggio.

A riguardo posso menzionare CaseCrunch, che è stato in grado di raggiungere, riguardo alla previsione di circa 750 decisioni giudiziali, un risultato maggiormente preciso¹⁰, rispetto a quello conseguito da oltre cento avvocati del Regno Unito. Mentre questi ultimi¹¹, hanno correttamente previsto l'esito del 62,3% delle controversie, l'accuratezza di CaseCrunch è arrivata addirittura all'86,6%, perché basata su fattori non legali per la risoluzione dei casi, il che conferma l'estrema validità delle reti neurali nel riuscire a tener conto anche di fattori non compresi nel materiale giuridico stricto sensu.

Il più importante sistema di machine learning legale è, oggi, certamente ROSS Intelligence¹², realizzato su software IBM, che dispone di reti neurali a tre strati per il ragionamento giuridico e di quelle di deep learning, quindi a più di strati, per l'elaborazione e la riproduzione del linguaggio. ROSS può fungere da accurato motore di ricerca giuridica¹³, così come è in grado di fornire consulenze legali, anche qualora il cliente non riesca a dare una descrizione precisa della fattispecie indicata. Inoltre è in grado di redigere celermente contratti, statuti societari, testamenti, scritture private.

Blue Hill Research¹⁴, ente specializzato nell'analisi e nella consulenza circa i sistemi di Intelligenza Artificiale, ha dimostrato come ROSS, al pari dei sistemi esperti cognitivisti, utilizzi motori di ricerca Booleani, basati sugli operatori algebrici AND, OR, XOR e NOT. Tuttavia ROSS non si limita all'uso di tali operatori, bensì svolge un'analisi del linguaggio e del significato dei testi, grazie al sistema di elaborazione dati Watson IBM, il che lo rende molto più accurato dei sistemi esperti legali nel trovare il maggior numero di

⁹ Per una definizione di *hidden layer*, vedasi *infra* al paragrafo 3.

¹⁰ <http://www.case-crunch.com/#challenge>

¹¹ <http://www.case-crunch.com/>

¹² <http://www.rossintelligence.com/>

¹³ <http://www.dailymail.co.uk/sciencetech/article-3589795/Your-AI-lawyer-IBM-s-ROSS-world-artificially-intelligent-attorney.html>

¹⁴ Blue Hill Research, *Benchmark report: ROSS Intelligence and Artificial Intelligence in Legal Research*, gennaio 2017.

fonti e precedenti. La funzionalità denominata EVA rappresenta un esempio di machine learning applicato sia all'analisi del linguaggio, che al diritto. Infatti, caricando sul portale di EVA una memoria legale, il sistema, svolgendo un'operazione di comparazione linguistica, individua quali punti siano confermati dalla precedente giurisprudenza e quali invece siano in contrasto. EVA è in grado di trovare velocemente numerose sentenze di riferimento per il caso in analisi, nonché pronunce che si riferiscano al caso trattato identificando in che cosa differiscano.

Il *machine learning* legale ha dimostrato di essere in grado di riprodurre e predire il ragionamento pratico giuridico, essenzialmente abduttivo¹⁵ e analogico, mentre i sistemi esperti legali sono formidabili per l'*information retrieval*, per l'individuazione di normative e pronunce giurisprudenziali attinenti ad ogni ambito del diritto e per la struttura argomentativa della decisione¹⁶.

2. Le prime applicazioni di reti neurali all'ambito giuridico

Si definiscono reti neurali artificiali i *grafi diretti*¹⁷, che abbiano le seguenti caratteristiche¹⁸:

1. Almeno un nodo di input ed uno di output.
2. I nodi che non siano di input e di output devono essere necessariamente unità di elaborazione.
3. Una soglia di attivazione statica per ogni neurone.
4. Un peso associato ad ogni connessione neuronale.

¹⁵ Nel ragionamento abduttivo, le premesse vengono ricavate dalle conseguenze stesse, v. G. Carcaterra, *Presupposti e strumenti della scienza giuridica*, Giappichelli, 2011.

¹⁶ In tal senso, importanti sono le analisi presenti nei seguenti testi: R. E. Macneel, *Technology Report: Intelligent Summoner*, *Artificial Intelligence and Law* 3, 1996, pp. 277-285. M. Aikenhead, *The uses and abuses of neural networks in Law*, *Santa Clara High Technology Law Journal*, gennaio 1996.

¹⁷ Si definisce "grafo diretto" o "grafo orientato" un insieme di nodi e coppie di nodi, chiamate archi, unite tra loro ed in cui almeno un arco sia orientato.

¹⁸ E. Guresen, G. Kayakutlub, *Definition of artificial neural networks with comparison to other networks*, *Computer Science*, 3, 2011, pp. 426-433. S. Haykin, *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, Prentice Hall, 1999.

5. Una funzione di *bias*¹⁹ associata ad ogni unità.
6. Un algoritmo in grado di imparare per raggiungere il risultato atteso.
7. Le connessioni tra i nodi di input e di output.

Le reti neurali rappresentano un notevole avanzamento degli studi sull'Intelligenza Artificiale, dato che sono state create per la riproduzione di funzioni cerebrali complesse, come l'apprendimento, la classificazione, il riconoscimento degli stimoli, il movimento, la *pattern recognition*, il ragionamento, l'imitazione. Le reti sono alla base della robotica attuale.

Una delle grandi differenze che intercorrono tra l'Intelligenza Artificiale cognitivista e quella di matrice connessionista consiste nel fatto che quest'ultima²⁰ non utilizza nella programmazione regole attinenti ai fatti dell'universo descritto, ma descrizioni di esempi di fatti, dell'universo descritto, dai quali la rete estrapola 'regolarità' o pattern. Le reti, dall'analisi dei dati ricevuti, enucleano le regole sulle quali si fonda la correlazione tra input ed output. Si tratta di un processo di apprendimento dinamico: è necessario che le reti neurali si riconfigurino più volte per raggiungere il risultato più vicino al *pattern* di riferimento.

Le regolarità enucleate potranno essere applicate a nuove situazioni, qualora queste non siano dissimili da quelle precedentemente analizzate. Le reti neurali elaborano i dati in senso analogico, compiono un'operazione di interpolazione, non possibile nella logica classica. Il loro ragionamento non è deduttivo, bensì analogico, induttivo e, per rispondere ad input non conosciuti, si basa sulla capacità di generalizzare²¹. Per questo motivo è opportuno usare

¹⁹ Per *bias* si intende l'insieme di supposizioni per prevedere il risultato di input non ancora incontrati. Vedasi: T. Mitchell, *The need for biases in learning generalizations*, Rutgers University, 1980.

²⁰ V. Capecchi, *Tre Castelli, una Casa e la Città Inquieta*, in C. Cipolla, A. De Lillo (a cura di), *Il sociologo e le sirene*, Franco Angeli, 1996, pp. 31-60.

²¹ Gaetano Carcaterra spiega come l'argomentazione induttiva differisca da quella deduttiva, in quanto il nesso di consequenzialità indica non certezza, ma probabilità. L'induzione procede dal particolare al generale ed è questo il motivo per cui gli argomenti induttivi non sono mai certi e definitivi, ma possono sempre essere messi in discussione e modificati. G. Carcaterra, *Presupposti e strumenti della Scienza Giuridica*, Giappichelli, 2011, pp.152-155.

reti neurali, laddove non si abbiano tutte le informazioni necessarie per arrivare ad una soluzione, non, invece, quando si tratti di argomentare validamente per arrivare ad una conclusione vera in senso di logica deduttiva.

Tuttavia, attraverso un'operazione di interpolazione, le reti sono in grado di fornire un risultato che avrà solo una ragionevole probabilità di essere corretto. Giovanni Sartor²² afferma che, per questo motivo, le reti neurali possono essere paragonate ad “oracoli”, difficilmente adattabili alle necessità di certezza e costanza della decisione giuridica.

Tale affermazione non può essere pienamente condivisa, in quanto le reti neurali riescono a riprodurre il ragionamento svolto dai giudici, che non è mai perfettamente logico, bensì spesso analogico o abduttivo. Le reti servono ad interpolare i diversi elementi che influiscono sul convincimento dei giudici per definire il risultato finale con maggiori probabilità di esito. Questo è il motivo per cui, sin dai primi esperimenti, le reti neurali in ambito giuridico sono state configurate analizzando non le norme di legge, ma, utilizzando le pronunce giurisprudenziali, gli elementi comuni all'interno delle sentenze che esplicano il convincimento delle corti.

Già negli anni '90, Francesco Romeo²³, Giovanni Sartor e Lothar Philips²⁴ proposero l'uso delle reti neurali²⁵ in ambito giuridico. In alcune ricerche la rete doveva apprendere a simulare giudizi soggettivi umani²⁶, quali, ad esempio, i giudizi di gusto²⁷.

²² G. Sartor, *L'Informatica Giuridica e le tecnologie dell'informazione*, Giapichelli, 2016, p. 305.

²³ F. Romeo, M. Giaccio, *Classification by Means of Neural Networks, New Classification Methods*, in *Forum Ware* 1993, pp. 14-22.

²⁴ L. Philipps, *Distribution of Damages in Car Accidents through the Use of Neural Networks*, in *Cardozo Law review*, 1991, 13, pp. 987-1000.

²⁵ F. Romeo, *Reti Neurali*, in *Parole Chiave*, 34, 2005, pp.165-182.

²⁶ F. Romeo, M. Giaccio, *Simulation of the Human Subjective Judgment with Neural Networks, the Computer Plays the Classifier, the Sommelier and the Judge*, in *Informatica e Diritto*, 1993, 2, pp. 85-120.

²⁷ Tali esperimenti sono particolarmente interessanti in quanto si tratta dell'analisi e della riproduzione di giudizi prettamente soggettivi. La configurazione di queste reti ha dimostrato come i sistemi connessionisti siano in grado di riprodurre valutazioni dettate principalmente dalla parte irrazionale del cervello. F. Romeo, *Simulazione di giudizi soggettivi su oli di oliva mediante reti neuronali*; in *Riv. Merc.*, 32 (II), 1993, pp. 109-121. F. Romeo, *Valutazione delle caratteristiche qua-*

Lothar Philipps e Giovanni Sartor²⁸ analizzarono la possibilità di applicazione delle reti neurali al diritto, individuando gli aspetti non deduttivi del ragionamento giuridico, in quanto contenente inferenze psicologiche.

Le reti neurali trovarono la loro prima applicazione in ambito giuridico nel 1991²⁹, con una rete neurale sulla Responsabilità Civile Automobilistica³⁰.

Questa fu in assoluto la prima applicazione delle reti neurali all'ambito giuridico, progettata analizzando le sentenze della Corte di Cassazione e delle Corti d'Appello circa la responsabilità civile automobilistica.

Come da subito è stato evidente, le reti neurali sono adatte ad un tipo di ragionamento basato sul precedente giurisprudenziale, quindi analogico, più che su un ragionamento logico-deduttivo. Per questo Romeo ha definito le reti neurali "conservative"³¹. Le reti dunque risultano più adatte alla predizione del *case law*, che al *civil law*. Ciò è particolarmente rilevante in Italia, dove la produzione giurisprudenziale si avvicina sempre più al *common law*, dato che gli orientamenti delle Supreme Corti, nella loro funzione nomofilattica, incidono notevolmente nelle interpretazioni della giurisprudenza di merito.

Nel lavoro realizzato da Romeo, la classificazione dei dati in funzione della preparazione della rete è stata eseguita raccogliendo duecento precedenti giurisprudenziali. In questo esperimento, i ricercatori

litative delle merci, simulazione di giudizi soggettivi mediante reti neuronali, in *Riv. Merc.*, 31(I), 1992, pp. 5-24. F. Romeo, M. Giaccio, *Simulation of Human Edonic Choiches*, in *World Congress on Neural Networks*, WCNN, San Diego California USA, giugno 5-9 1994, I, 1994, I, pagine 437-440

²⁸ L. Philipps, G. Sartor, *Introduction: from legal theories to neural networks and fuzzy reasoning*, in *Artificial Intelligence and Law*, Volume 7, 1999, pagine 115-128.

²⁹ F. Romeo, *Lezioni di logica ed informatica giuridica*, Giappichelli, 2012, p. 150, n. 28.

³⁰ F. Barbarossa, *Responsabilità civile automobilistica e reti neurali*, Università degli Studi G. D'Annunzio di Pescara, Anno Accademico 1990/91; F. Romeo, F. Barbarossa, *Ein neuronales Netz zur Beurteilung der Verkehrshaftpflichtsfälle, referree to GWAI*, 4 settembre 1992, intervento a convegno. F. Romeo, F. Barbarossa, *Simulation of Verdicts in Civil Liability*; in: *World Congress on Neural Networks*, WCNN, San Diego California USA, June 5-9 1994, I, Hillsdale New Jersey USA 1994, I, pagine 432-436.

³¹ F. Romeo, *Lezioni di logica ed informatica giuridica*, Giappichelli, 2012.

scelsero di esaminare le sentenze e non le disposizioni di legge, così da analizzare le descrizioni dei fatti, i ragionamenti svolti, i pregiudizi, le valutazioni soggettive e personali.

La rete è ideata per gli incidenti verificatisi ad un incrocio: il veicolo A ha diritto di precedenza, mentre il veicolo B deve sempre dare precedenza ed in alcuni casi deve fermarsi allo stop. Il comportamento tenuto da ogni conducente è stato racchiuso in tre variabili, di cui la prima è la velocità eccessiva, mentre la seconda indica altre infrazioni, quali l'invasione nella corsia altrui, il sorpasso non consentito, la guida pericolosa e la negligenza, costituenti un comportamento imprudente. La terza è relativa all'imperizia, con cui ci si riferisce all'incapacità di evitare un incidente, secondo l'abilità del guidatore medio. In totale, la rete è composta da sette variabili, di cui una per STOP B e due gruppi delle sopracitate tre variabili per rappresentare le eventuali responsabilità di A e B. In merito, sono stati scelti circa ottanta casi. La responsabilità è quantitativamente ripartita, a seconda dei diversi casi, tra A e B, che rappresentano le variabili di output. La rete è stata allenata per circa ottomila cicli ed ha determinato la maggiore responsabilità di B, in alcuni casi in cui questi dovesse rispettare lo STOP, ma non sempre. Se per il guidatore A si attivava la variabile relativa alla velocità eccessiva la responsabilità poteva anche ricadere in maggior misura su A, pur avendo questi la precedenza, conformemente all'orientamento della giurisprudenza.

Nel 1999, Jurgen Hollatz³² sperimentò una rete neurale, basata sulla concezione del danno immateriale nell'ordinamento giuridico tedesco. La sua analisi in primo luogo evidenzia come il giudice segua non solo le norme scritte, ma altresì i precedenti giurisprudenziali, i quali di sovente differiscono l'un l'altro a seconda delle interpretazioni scelte da ciascuna autorità decidente. In primis, l'autore spiega come la proposizione ipotetica propria del ragionamento giuridico 'se A, allora B' possa essere espressa in termini matematici con l'equazione: $y=f(x)$, in cui x rappresenta la variabile indipendente, mentre y quella dipendente. Difatti nulla si conosce riguardo a x , pur tuttavia è certo che, se c'è x , allora c'è y .

³² J. Hollatz, *Analogy making in legal reasoning with neural networks and fuzzy logic*, in *Artificial Intelligence and Law*, 7, 1999, pp. 289–301.

Le due variabili appartengono al medesimo insieme denominato \mathcal{R} , rappresentante l'intero ordinamento giuridico. Pertanto la rete neurale descrive una funzione: $x \in \mathcal{R}$, che rappresenta i molteplici dati fattuali propri di ogni singolo caso. Questa è la funzione di input, mentre quella di output è descritta dall'equazione: $y \in \mathcal{R}$, la quale invece rappresenta la sentenza passata in giudicato.

Le variabili inserite da Hollatz nel suo sistema connessionista sono: tipologia, gravità e durata dell'infortunio, gravità e durata delle conseguenze, sesso, invalidità rispetto al lavoro, particolare gravità, responsabilità medica per colpa. Si tratta di circostanze non soltanto legali, ma altresì fattuali, come il sesso, la gravità del danno e la durata delle sue conseguenze. L'autore segue l'impostazione connessionista, in base alla quale il convincimento del giudice è ancorato non solo ai parametri stabiliti dalla legge, ma anche a valutazioni proprie dell'esperienza di ognuno, le quali pertanto non sono uguali per tutti e dipendono, altresì, da fattori emozionali, quali la maggiore o minore sensibilità, in relazione all'*eventum damni*.

In output è rappresentato l'ammontare del risarcimento espresso in marchi tedeschi. È un output quantitativo e non qualitativo, perché l'obiettivo della rete non consiste nell'astratta configurabilità dell'esistenza del danno, bensì nella previsione del suo specifico ammontare. Il database utilizzato da Hollatz è composto da 200 sentenze del tribunale, che dunque offrono un vasto panorama giuridico della materia trattata in tutti i suoi aspetti e permettono di risolvere il problema in maniera adeguata, attraverso l'approccio connessionista delle reti neurali.

Hollatz ha effettuato due esperimenti utilizzando diverse funzioni di apprendimento, cioè differenti modalità attraverso cui la rete riesce ad imparare e quindi a riprodurre il ragionamento da svolgere. Nel primo esempio, l'autore utilizza una rete neurale *feed-forward*. Si tratta di una rete che, in caso di errori, non è in grado di riconfigurarsi per arrivare ad un risultato quanto più vicino a quello atteso. Tale procedura è denominata *gradient descent minimisation*.

Attraverso tale procedimento, è stata configurata la rete neurale *feed-forward* di Hollatz, in cui le premesse A^i sono legate dall'operatore booleano *AND* ed hanno valori di 0 e 1, a seconda della presenza o meno dei relativi inputs. Da questa sperimentazione si può desumere come le variabili maggiormente rilevanti relative alle sen-

tenze sugli *immaterial damages* sono la gravità dell'infornuto, nonché la riduzione delle capacità di guadagno, che, dalla giurisprudenza della Cassazione, viene definita '*perdita di chance*', mentre la decisione prescinde dall'identità sessuale del soggetto.

Tuttavia, pur se efficiente, la rete neurale *feed-forward* ha difficoltà nell'interpretazione di regole, laddove la giurisprudenza si mostri contraddittoria ed incerta.

Nel secondo esperimento, invece, Hollatz ha configurato una rete neurale a tre strati che minimizza gli errori grazie alla *delta rule*³³. In caso di errori, dunque i pesi delle unità di input e di output si riconfigurano fino ad arrivare ad un risultato sempre più vicino al *pattern* di riferimento, al punto tale che l'errore residuo sia del tutto irrilevante.

Il set di allenamento è costituito da 180 modelli e 20 di questi sono stati utilizzati per testare la capacità di generalizzazione del sistema. I valori di input e di output sono rispettivamente A^i e B^i . La rete neurale configurata nel secondo esperimento, grazie alla *hidden unit*, riesce ad imparare più velocemente, a minimizzare meglio l'errore e pertanto è maggiormente efficiente nell'operazione di generalizzazione, data la maggiore conoscenza che riesce ad acquisire, rispetto alla rete *feed-forward*.

Un importante lavoro scientifico nel 2007 ha mostrato esplicitamente, sia quanto gli elementi irrazionali influiscano sulla decisione giudiziale, sia l'adeguatezza dell'uso delle reti neurali e del *Machine learning* in generale in campo giuridico.

Gli studiosi Stamos Karamouzis³⁴ e Dee Wood Harper progettano una rete neurale in grado di predire quali sentenze di condanna a morte sarebbero state eseguite. Il loro lavoro parte da un'analisi sull'arbitrarietà dell'esecuzione della pena: in effetti quest'ultima viene applicata di rado, il che determina una disparità di trattamento, laddove, pur in presenza di una condanna per una medesima fattispecie criminosa, si decida diversamente per chi può continuare a vivere

³³ D. E. Rumelhart, J. L. McClelland, *PDP: Parallel Distributed Processing*, The MIT Press, 1986.

³⁴ S.T. Karamouzis, D.W. Harper, *An Artificial Intelligence System Suggests Arbitrariness of Death Penalty*, in *International Journal of Law and Information Technology*, 16, 1, 2008, pp. 1-7.

e chi deve morire. Gli autori mostrano come, secondo le statistiche, le persone che sono meno abbienti e che appartengono alle etnie afroamericane, asiatiche e latinoamericane siano più frequentemente soggette alla condanna a morte. La ricerca si concentra proprio su questo aspetto per verificare cosa accade, dopo che una sentenza di pena capitale passi in giudicato.

Questa ricerca mostra anche come continuo i reati che hanno determinato la condanna, gli eventuali precedenti penali pregressi, nonché il comportamento dei rei, in seguito alla traduzione in carcere. Gli autori scelsero di utilizzare la rete neurale, perché permette di fornire una mappa accurata di tutti i fattori, quantificando la loro rilevanza, ai fini dell'esito. Gli output della rete sono due: esecuzione e non esecuzione.

Le condanne prese in considerazione sono state emesse, nel periodo che intercorre tra il 1973 e il 2000. La rete è stata programmata con diciotto variabili di input, che sono: numero di identificazione del carcerato, Stato in cui la condanna è stata emessa, identità sessuale, etnia, origine ispanica, anno di nascita, terzo più grave reato capitale, secondo più grave reato capitale, primo più grave reato capitale, stato civile al momento della prima carcerazione per il reato capitale, livello di istruzione raggiunto, fedina penale, periodi precedenti di carcerazione, mesi di condanne per reati capitali, anni di condanna per reati capitali. La scelta delle variabili ha inteso studiare proprio l'importanza di luogo ed anno di nascita, identità sessuale ed etnia nella determinazione della esecuzione della pena.

L'architettura della rete prevede un solo strato di unità nascoste, dato che in ambito giuridico sono utilizzate reti neurali dalla struttura più semplice, perché le operazioni da svolgere sono meno complesse, rispetto, ad esempio, alla riproduzione del movimento ed alla pattern recognition³⁵. I risultati della sperimentazione hanno dimostrato come questa rete abbia correttamente previsto l'esecuzione di 448 detenuti su 512 effettivamente uccisi e la non esecuzione di 460 condannati su 488 non uccisi. Sono stati utilizzati mille profili per l'allenamento, sessantasei per il confronto incrociato, mille per il primo test e trecento per il secondo. Proprio in quest'ultimo, l'accuratezza è notevol-

³⁵ C. Meraviglia, *Le reti neurali nella ricerca sociale*, Franco Angeli, 2001, pp. 7-22.

mente migliorata, tanto che la rete ha predetto la morte di 130 detenuti su 142 e la non esecuzione di 147 su 158.

3. La struttura delle reti neurali

Le reti neurali sono costituite da unità di processamento dati, dette neuroni artificiali, che compiono azioni elementari, come ricevere informazioni dalle altre unità vicine, assumere determinati valori sulle basi di determinate regole ed inviare risposte a tutti gli elementi connessi. L'informazione in ingresso viene elaborata e diventa informazione in uscita, grazie al sistema di filtro operato dalle connessioni. Ogni connessione ha un peso con una diversa valenza: il peso può essere *eccitatorio*, ed aumenta le informazioni circolanti, oppure *inibitorio*, e blocca o diminuisce la circolazione di informazioni. I pesi sono sulle connessioni, che possono avere diverse direzioni: sono *monodirezionali* il più delle volte, poiché connettono il neurone che invia l'informazione a quello che la riceve in un solo senso. Diversamente, quelli *bidirezionali* permettono lo scambio reciproco di informazioni da parte di due neuroni. Le reti neurali hanno una organizzazione interna delle unità, divise in diversi strati o *layers*, ognuno con differenti attribuzioni. Vi è lo strato delle unità di input, le quali ricevono dati dall'esterno e li trasmettono all'interno della rete; questi dati vengono processati e si trasformano in informazioni, che vanno nello strato delle unità nascoste o *hidden*, che elaborano le informazioni ricevute e le inviano ad altri strati di *hidden*, fino ad arrivare all'*output*.

Ogni unità è impostata su un *valore di attivazione*, che può essere rappresentato da un qualsiasi numero positivo o negativo. Una volta che un'unità riceva informazioni attraverso le connessioni, il valore di attivazione dell'unità ricevente si baserà su quello dell'unità emittente sul peso della connessione stessa, nonché sul proprio valore di attivazione.

Nelle reti neurali il *bias* svolge una funzione fondamentale. Tom Mitchell³⁶ definisce il bias quale il set di supposizioni, che l'elaboratore utilizza, nell'operazione di apprendimento, per prevedere

³⁶ T. Mitchell, *The need for biases in learning generalization*, Rutgers University, 1980.

re con ragionevole probabilità i risultati da input che non ha ancora incontrato. E' il cuore della rete neurale, la quale, così, non si trova impreparata in vista di situazioni del tutto nuove.

L'apprendimento può essere *supervisionato*, quando la rete deve soltanto memorizzare una risposta già nota, e *non supervisionato*, qualora sia necessario scoprire *in primis* quali siano le risposte esatte, per mezzo di un lungo procedimento di sperimentazione³⁷.

Per quanto riguarda la simulazione dell'attività di decisione della giurisprudenza e quindi per le applicazioni specifiche delle reti neurali al diritto, è necessario un modello di apprendimento supervisionato, poiché è doveroso confrontare ogni output proveniente da una nuova configurazione con quello ritenuto esatto, secondo il pattern di riferimento, che, nel nostro caso, è rappresentato dall'insieme delle sentenze delle Alte Corti, su uno specifico ambito del diritto.

Va tuttavia evidenziato come l'apprendimento non supervisionato risulti maggiormente appropriato da un punto di vista scientifico, perché in grado di offrire la necessaria separazione tra osservatore ed oggetto osservato³⁸.

4. La configurazione di una rete neurale in materia condominiale

Per configurare la rete neurale, è stato necessario analizzare la giurisprudenza della Cassazione in un ambito specifico. Per l'esperimento in questione, si è scelto di focalizzare lo studio sulle infiltrazioni d'acqua provenienti da lastrici solari o da terrazzi di uso condominiale. In materia, l'orientamento dominante della Suprema Corte ha stabilito che il danno da infiltrazioni d'acqua comporta responsabilità extracontrattuale, ex art. 2051 c.c., per danno causato da oggetti in custodia, da ripartire secondo l'art. 1126 c.c., il quale stabi-

³⁷ B. Kosko, *Neural networks and fuzzy systems. A dynamical system approach to machine intelligence*, Prentice Hall, 1992.

³⁸ Questa è l'autorevole opinione espressa da Domenico Parisi, secondo cui l'apprendimento non supervisionato può davvero dimostrare la capacità della rete di simulare le capacità umane. A tal proposito, vanno menzionati i seguenti testi: D. Parisi, *Vita Artificiale*, in *I-Lex, Scienze Giuridiche, Scienze Cognitive e Intelligenza Artificiale*, 2, 2005; D. Parisi, *Simulazioni. La realtà rifatta nel computer*, Il Mulino, 2001.

lisce che i condomini che hanno l'uso esclusivo del lastrico solare sono obbligati al pagamento di un terzo delle spese, mentre gli altri condomini sono tenuti a contribuire per i restanti due terzi. Dopo anni di confronti tra interpretazioni contrastanti, le Sezioni Unite, con la sentenza 9449/2016, hanno stabilito che la responsabilità per danno da infiltrazione prodotta dal lastrico solare di uso esclusivo va ricondotta nell'ambito dell'art. 2051 c.c., in quanto si configura come extracontrattuale: *nulla quaestio* vi è in merito all'obbligo, da parte del titolare in via esclusiva del diritto reale, di risarcire i danni. L'art. 1126 c.c. non implica più un'*obligatio propter rem*, bensì viene indicato solo per stabilire il criterio di ripartizione delle spese.

E' necessario ora comprendere in che modo l'operato della giurisprudenza possa essere simulato attraverso le operazioni compiute dalle reti neurali.

In primo luogo, bisogna sottolineare il *modus operandi* del collegio giudicante, riguardo alla valutazione di un processo in materia di danno da infiltrazione, proveniente dal lastrico solare. I giudici procedono alla disamina delle prove, si attengono al dettato normativo principalmente degli articoli 2051 c.c., 1126 c.c., 1130 c.c., 1134 c.c. e 1135 c.c. e, in base a ciò, stabiliscono la sussistenza del nesso causale e statuiscono circa le rispettive responsabilità.

Bisogna infatti distinguere quelle del convenuto proprietario del lastrico e quelle del condominio: il primo risponde per la responsabilità da danno cagionato da cosa in custodia, di cui all'articolo 2051 c.c., la cui unica prova liberatoria è il caso fortuito. Di conseguenza quest'ultimo è sempre tenuto a risarcire il danno, a meno che non provi che questo dipenda da un evento del tutto imprevedibile ed impronosticabile.

Il condominio è invece sottoposto ad una responsabilità contrattuale verso i condomini danneggiati, che agiscono in giudizio, e può evitare l'attribuzione dei danni, qualora dimostri di aver deciso, tramite assemblea condominiale o deliberazione dell'amministratore, e di aver portato a termine i lavori di manutenzione del terrazzo, che funge da copertura comune. Dunque, qualora il condominio abbia svolto con diligenza tutte le attività previste dalla legge, può essere tenuto esente dal risarcimento. Tuttavia, qualora sia giudicato responsabile, ex art. 1126 c.c., lo sarebbe per 2/3 dei danni.

La rete neurale da me progettata ha avere tre output, cioè tre risultati finali. Questi rappresenteranno le tre parti proprie dei processi in ambito di danni da infiltrazioni, sui lastrici solari e cioè l'attore, rappresentato con la lettera A, il convenuto, proprietario del terrazzo, indicato con la lettera B, ed il condominio, simboleggiato con la lettera C.

La rete si baserà sul criterio quantitativo della condanna, mentre la responsabilità sarà indicata come input. La giurisprudenza ritiene come l'attore non sia tenuto a specificare il nesso causale tra la condotta del convenuto e l'*eventum damni*, bensì che sia sufficiente soltanto provare con chiarezza la provenienza delle infiltrazioni o addirittura anche solo la maggior probabilità circa la provenienza dalla proprietà del convenuto, piuttosto che da altre parti dell'intero stabile. Spetta dunque alle parti convenute dimostrare che il nesso causale del danno non venga dai loro appartamenti, in modo tale da ottenere la vittoria nel giudizio.

Di conseguenza vanno inserite le variabili dei nessi causali, a carico di B e C, attraverso le quali poter dimostrare che le responsabilità non sono da attribuire ai convenuti. Altro criterio comune alle sentenze nell'argomento sopracitato è quello della prova liberatoria, la quale è stabilita esplicitamente dalla legge.

E' noto infatti come l'art. 2051 c.c. disciplini come unica prova liberatoria il caso fortuito, come spiegato *supra*, per il danno cagionato da oggetto in custodia ed a questa è sottoposto il convenuto, indicato con la lettera B, cioè il titolare dell'uso esclusivo del lastrico solare. Per il condominio, invece, la prova liberatoria è più agevole, perché può dimostrare di aver approvato e svolto tutti i lavori di manutenzione, come previsto dagli articoli che vanno dal 1126 al 1135 del Codice Civile. Quindi, nella rete neurale, bisogna menzionare le prove liberatorie di B e C, ben sapendo che sono sottoposte a regimi differenti, notevolmente più esigenti per quanto riguarda il convenuto B. Più volte, nelle sue pronunce, la giurisprudenza ha menzionato il criterio, stabilito dall'art. 1126 c.c., per cui il condominio è tenuto a pagare i 2/3 della somma del risarcimento, mentre il convenuto titolare del lastrico solare deve adempiere al restante terzo della quota. In alcuni processi, tuttavia, i giudici attribuiscono maggiori percentuali di risarcimento a carico di uno dei due convenuti: ciò è dovuto al fatto che sono riconosciute gravi omissioni di manutenzione, le quali ven-

gono quantificate ed attribuite alla parte responsabile. E' pertanto fondamentale l'inserimento delle variabili di omessa manutenzione, rispettivamente di B e di C, le quali sono quantitative, analogamente a quelle di output della condanna, e ciò le distinguerà, nella configurazione della rete, rispetto alle altre. Inoltre va indicata come variabile altresì l'urgenza dei lavori di manutenzione, richiesta dall'attore: infatti l'art. 1134 c.c. statuisce come il condomino che abbia svolto lavori per le parti comuni, i quali, sebbene non abbiano avuto l'approvazione dell'assemblea condominiale o dell'amministratore, siano risultati urgenti, hanno diritto al rimborso da parte degli altri condomini.

Sono state quindi scelte nove variabili di input, quali: urgenza di A, responsabilità di B, nesso causale di B, omessa manutenzione di B, prova liberatoria di B, responsabilità di C, nesso causale di C, omessa manutenzione di C, prova liberatoria di C. Vi sono poi tre variabili di output, che sono: condanna di A, condanna di B, condanna di C.

Per lo sviluppo di questa rete neurale, è stato utilizzato il programma *Just NN Neural Planner Free Neural Network Software*.

La rete neurale da utilizzare è stata la *back propagation* con *delta rule* come funzione di apprendimento, poiché questa permette la riconfigurazione continua dei pesi, fino a che l'errore non sia minimizzato il più possibile. Difatti, si tratta di un *apprendimento supervisionato*: le risposte a cui il sistema deve arrivare sono predeterminate e sono rappresentate da 30 pronunce della Corte di Cassazione.

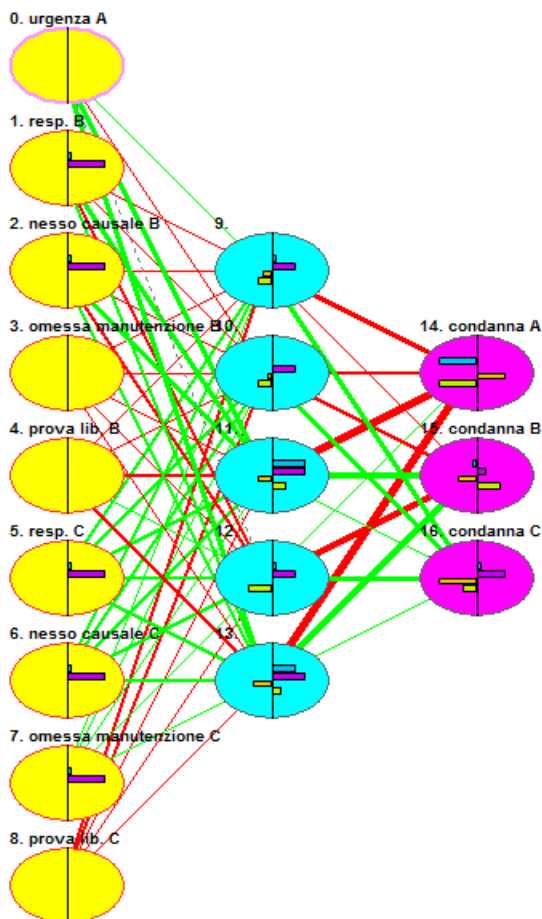
La rete avrà un solo strato di unità nascoste (*hidden units layer*) per un totale di tre strati complessivi, dato che si tratta di una rete neurale di classificazione.

Le variabili qualitative saranno indicate con i valori del sistema binario, quali 0 ed 1, per indicare la presenza o l'assenza. Quelle quantitative invece sono indicate con i valori decimali compresi tra 0 ed 1 in intervallo continuo. Questi ultimi saranno utilizzati per sostituire la percentuale economica della somma totale: se il condominio è condannato a pagare i 2/3 del risarcimento, la condanna di C risulterà 0,66. Nella Tabella 1, sono stati inseriti tutti i dati relativi alle sentenze da analizzare, in base a cui la rete effettuerà il suo allenamento.

griglia di domanda, le variabili di input saranno sempre inserite manualmente, ma quelle di output saranno automaticamente generate dalla rete, in base alla conoscenza appresa.

Sulla base degli esempi presenti nelle 30 colonne di allenamento, si procede alla configurazione della rete neurale: tramite il programma JustNN, nella Figura 1, si può osservare il risultato.

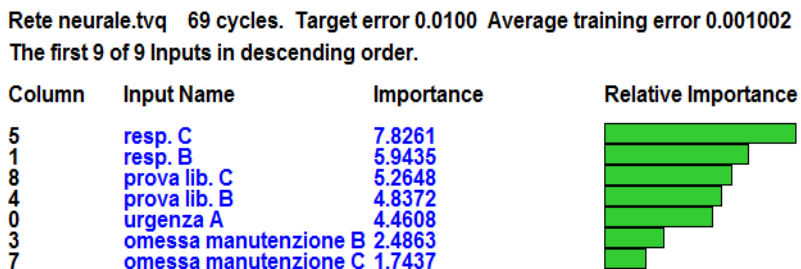
Figura 1



Dai nove nodi di input si diramano le connessioni, su cui vi sono i pesi positivi e quelli negativi³⁹. All'unità di output raffigurante la condanna di A, sono collegate soltanto linee di connessione con peso negativo, il che significa che non è questo l'output della rete. All'unità di connessione che indica la condanna di B, sono collegate due linee di connessioni positive molto spesse, una negativa di eguale dimensione e poi altre due linee negative molto sottili e quindi insignificanti. Le linee positive sono più dense di quelle negative, da ciò possiamo dedurre che l'unità raffigurante la condanna di B è un possibile output. Ciò corrisponde alle analisi delle pronunce giurisprudenziali: B spesso è condannato, ma solo per 1/3 dei danni, di conseguenza vi è anche una connessione negativa rilevante collegata a tale output. *Nulla quaestio* circa l'unità di output relativa alla condanna di C: questa viene raggiunta soltanto da connessioni positive, a dimostrare che tale risultato è indubbiamente prevedibile.

Nella Figura 2 si verifica quali variabili abbiano maggiormente pesato nella configurazione.

Figura 2



L'elemento fattuale più importante è la responsabilità di C. Subito dopo vi è la responsabilità di B. Subito dopo vengono le prove liberatorie, rispettivamente prima di C e poi di B. Minore importanza assumono invece variabili quali l'urgenza di A e la quantificazione delle omesse manutenzioni di B e C, che non sono decisive ai fini degli esiti della controversia.

³⁹ Il programma *Just NN Free Neural Network* raffigura in verde le connessioni con peso positivo ed in rosso quelle con peso negativo.

A questo punto è doveroso operare la verifica più importante, cioè quella relativa all'apprendimento della rete.

Per verificare l'apprendimento della rete, occorre inserire nelle tabelle le *querying rows*, cioè delle righe che abbiano la funzione di calcolare autonomamente quale sia l'output, una volta forniti i dati. La funzione *query* è l'interrogazione alla rete, dopo l'apprendimento ricevuto, su casi nuovi, non esaminati durante l'apprendimento. In queste colonne è possibile inserire soltanto i valori delle variabili di input, mentre quelli di output verranno forniti dalla rete stessa. In questo modo, si può operare un confronto tra le risultanze delle colonne di allenamento, basate su pronunce giurisprudenziali, e quelle fornite dalla rete.

Pertanto si presentano alla rete 15 nuovi esempi, provenienti da sentenze di legittimità e di merito, e si chiede alla rete di giudicare in merito alla condanna delle parti.

Si tratta di un vero e proprio metodo di risoluzione di nuove controversie: alla rete neurale vengono presentati nuovi casi, che deve risolvere, in base a quanto ha appreso dagli esempi precedenti. Nella Tabella 2 si possono osservare le risposte che vengono date dal sistema.

Tabella 2

	urgenza A	resp. B	nesso caus+	omessa man+	prova lib.+	resp. C	nesso caus+	omessa man+	prova lib.+	condanna A	condanna B	condanne C
1	0	1	1	0.0000	0	1	1	0.0000	0	0.0000	0.3300	0.6600
2	1	0	0	0.0000	0	0	0	0.0000	1	1.0000	0.0000	0.0000
3	0	1	1	0.0000	0	1	1	0.0000	0	0.0000	0.3300	0.6600
4	0	1	1	0.0000	0	1	1	0.1000	0	0.0000	0.2400	0.7600
5	0	0	0	0.0000	0	1	1	0.0000	0	0.0000	0.0000	1.0000
6	0	1	1	0.0000	0	1	1	0.0000	0	0.0000	0.3300	0.6600
7	0	1	1	0.0000	0	1	1	0.0000	0	0.0000	0.3300	0.6600
8	1	1	1	0.0500	0	1	1	0.0000	0	0.0000	0.3900	0.6100
9	0	1	1	0.0000	0	0	0	0.0000	1	0.6000	0.4000	0.0000
10	1	1	1	0.1000	0	1	1	0.1000	0	0.0000	0.3300	0.6600
11	1	1	1	0.3600	0	1	1	0.0000	0	0.0000	0.6900	0.3100
12	0	1	1	0.0000	0	1	1	0.0000	0	0.0100	0.3300	0.6600
13	0	0	0	0.0000	1	1	1	0.0000	0	0.3000	0.0000	0.7000
14	0	0	0	0.0000	0	0	0	0.0000	1	1.0000	0.0000	0.0000
15	0	1	1	0.0000	0	1	1	0.0000	0	0.0100	0.3300	0.6600
16	0	0	0	0.0000	1	0	0	0.0000	1	1.0000	0.0000	0.0000
17	1	1	1	0.0000	0	1	1	0.0000	0	0.0000	0.3300	0.6600
18	0	1	1	0.0000	0	1	1	0.0000	0	0.0000	0.3300	0.6600
19	0	1	1	0.0000	0	1	1	0.0000	0	0.0000	0.3300	0.6600
20	0	1	1	0.0000	0	1	1	0.0000	0	0.0000	0.3300	0.6600
21	1	1	1	0.2000	0	1	1	0.1000	0	0.0000	0.4400	0.5600
22	0	1	1	0.0000	0	1	1	0.0000	0	0.0000	0.3300	0.6600
23	1	1	1	0.0000	0	0	0	0.0000	1	0.0000	1.0000	0.0000
24	0	1	1	0.0000	0	1	1	0.0000	0	0.0000	0.3300	0.6600
25	0	1	1	0.0000	0	1	1	0.0000	0	0.0000	0.3300	0.6600
26	1	1	1	0.1500	0	1	1	0.0000	0	0.0000	0.4800	0.5200
27	0	1	1	0.0000	0	1	1	0.0000	0	0.0100	0.3300	0.6600
28	0	1	1	0.0000	0	1	1	0.0000	0	0.0000	0.3300	0.6600
29	1	0	0	0.0000	1	0	0	0.0000	1	1.0000	0.0000	0.0000
30	0	1	1	0.0000	0	1	1	0.0000	0	0.0000	0.3300	0.6600
31	0	1	1	0.0000	0	1	1	0.0000	0	0.0016	0.3327	0.6596
32	0	1	1	0.0000	0	1	1	0.0000	0	0.0016	0.3327	0.6596
33	1	1	1	0.0000	0	1	1	0.1000	0	0.0014	0.2402	0.7534
34	0	0	0	0.0000	0	0	0	0.0000	1	0.9843	0.0101	0.0144
35	1	1	1	0.1000	0	1	1	0.0000	0	0.0017	0.4388	0.5574
36	0	0	0	0.0000	1	1	1	0.0000	0	0.2887	0.0019	0.7041
37	0	1	1	0.0000	0	1	1	0.0000	0	0.0016	0.3327	0.6596
38	0	1	1	0.0000	0	1	1	0.0000	0	0.0016	0.3327	0.6596
39	0	0	0	0.0000	0	0	0	0.0000	1	0.9843	0.0101	0.0144
40	0	1	1	0.0000	0	1	1	0.0000	0	0.0016	0.3327	0.6596
41	1	1	1	0.0500	0	1	1	0.0500	0	0.0016	0.3332	0.6614
42	0	1	1	0.0000	0	1	1	0.0000	0	0.0016	0.3327	0.6596
43	0	1	1	0.0000	0	1	1	0.0000	0	0.0016	0.3327	0.6596
44	0	1	1	0.0000	0	1	1	0.0000	0	0.0016	0.3327	0.6596
45	1	1	1	0.0000	0	1	1	0.1000	0	0.0014	0.2402	0.7534

Nella Tabella 2, le griglie dalla 31 in poi, sono righe di interrogazione⁴⁰ dopo l'apprendimento ricevuto dalla rete. In queste griglie infatti sono stati inseriti casi giurisprudenziali nuovi, che la rete non ha avuto modo di analizzare durante l'apprendimento e che ha dovuto risolvere.

Grazie alla *querying rows*, è possibile dimostrare come la rete neurale abbia correttamente appreso il ragionamento giuridico e come sia in grado di simularlo in ogni situazione.

Nel caso, inserito come esempio nella colonna numero 31, la responsabilità dei danni è stata attribuita, sino in Cassazione, al proprietario del lastrico solare ed al condominio. I valori delle variabili sono i seguenti: non vi è l'urgenza di A, che dunque è 0. Sussistono invece la responsabilità ed il nesso causale a carico di B, quindi queste due variabili sono pari ad 1. Di conseguenza non vi è alcuna prova liberatoria a favore di B, quindi questa è indicata con 0.

Nella Tabella 2, in output la rete ha dato questi risultati: la condanna di A è pari a 0,0016, quella di B è uguale a 0,3327, quella di C equivale a 0,6596.

Tali output dimostrano che la rete neurale allenata è in grado di ragionare secondo gli orientamenti della giurisprudenza che ha deciso questa controversia, infatti ha condannato il condominio a pagare i 2/3 dei danni ed il proprietario del terrazzo a pagarne 1/3, statuendo la vittoria dell'attore.

Nel caso, inserito come esempio nella colonna numero 34, la giurisprudenza non ha ritenuto meritevole di tutela la pretesa dell'attore, il quale è stato condannato a pagare le spese.

I valori delle variabili sono i seguenti: non vi è urgenza da parte di A, nemmeno sussistono la responsabilità ed il nesso causale a carico di B, rappresentati stavolta con 0. Nemmeno vi è la prova liberatoria a favore di B. Non sussistono neanche la responsabilità ed il nesso causale a carico di C, che saranno quindi indicati con 0 nella tabella. La prova liberatoria a favore di C è invece simboleggiata con 1.

Nelle griglie di output, questi sono i risultati forniti dalla rete: la condanna di A è pari a 0,9843, quella di B ha come valore 0,0101, mentre quella di C equivale a 0,0144.

⁴⁰ Nel programma *Just NN Free Neural Network*, le *querying rows* sono distinte dalle altre righe, in quanto il numero sulla sinistra è in rosso.

Dunque, anche in questo caso, la rete è stata in grado di simulare correttamente il ragionamento giuridico, condannando l'attore a pagare la totalità delle spese processuali, mentre i convenuti non hanno subito alcuna condanna. Vi è, in tutti gli esempi, un margine di errore minimale ed ininfluenza ai fini dell'esito delle controversie.

La rete neurale conferma la sua precisione ed efficienza come simulazione ed aiuto alla risoluzione delle controversie esaminate.

Questo sistema, così configurato, può essere oltremodo utile per il professionista forense, il quale potrà concentrare il suo studio sulle variabili più rilevanti e potrà altresì predire le decisioni della giurisprudenza per le controversie non esaminate.

Allo stesso modo, la rete neurale può costituire un aiuto ed un dialogo con i giudici, nuovo ed assai diverso rispetto allo studio analitico degli orientamenti delle Corti di legittimità e di merito.