



UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI PADOVA

DIPARTIMENTO DI SCIENZE ECONOMICHE ED AZIENDALI
“M.FANNO”

CORSO DI LAUREA IN ECONOMIA

PROVA FINALE

BARRIERE LINGUISTICHE E INTELLIGENZA ARTIFICIALE:
ASPETTI TEORICI E CASI APPLICATIVI

RELATORE:

CH.MO PROF. PAIOLA MARCO

LAUREANDO: DI GIUSTO GIOVANNI

MATRICOLA N. 1114733

ANNO ACCADEMICO 2018 – 2019

Indice:

Introduzione.....	5
Capitolo 1 : Storia e tipologie.....	7
1.1 Origine dei primi modelli di intelligenza artificiale	7
1.2 Concetto di neurone artificiale e prima rete neuronale.....	9
Capitolo 2: Intelligenza artificiale	12
2.1 Metodi di apprendimento.....	13
2.2 Intelligenza artificiale nell'ultimo decennio.....	16
2.3 Settori più propensi all'utilizzo dell'AI.....	17
2.3 Categorie di imprese, vantaggi e svantaggi dei pionieri.....	20
2.4 Rischi etici, privacy e regolamentazioni.....	23
Capitolo 3: L'intelligenza artificiale come strumento per ridurre le barriere linguistiche	25
3.1 Definizione di Machine Translation e di CAT Tool.....	25
3.2 Caso Welocalize	26
3.2.1 Programmi utilizzati	27
3.3 Machine translation: Google Translate un sistema non ancora perfetto	28
3.4 Assistenti intelligenti	29
Conclusioni.....	31
Fonti bibliografiche e sitografia	34

Introduzione

In questo documento verrà affrontato il tema delle intelligenze artificiali partendo dalle loro origini e analizzandone lo sviluppo della maturità fino ad oggi raggiunta. Una premessa doverosa da fare è la distinzione tra due macro categorie di intelligenza artificiale, le intelligenze artificiale deboli e le intelligenze artificiali forti.

L'intelligenza artificiale debole è una macchina a cui non viene associata un'intelligenza umana, ma che è in grado di simulare alcune funzioni umane complesse. La AI non pensa con un'intelligenza propria ma svolge nel migliore dei modi il compito assegnatole, il termine di intelligenza artificiale le viene riconosciuto in quanto è in grado di raccogliere esperienza da compiti precedentemente eseguiti. Nell'intelligenza artificiale forte, invece, la capacità cognitiva non è distinguibile da quella umana, la teoria alla base di questa categoria è quella dei sistemi esperti, cioè di programmi che si propongono di riprodurre le capacità di risoluzione di persone esperte del settore. In questo modo saranno più comprensibili i casi dei sistemi di apprendimento.

Attraverso questa distinzione si può facilmente intuire come le intelligenze artificiali deboli siano quelle che ad oggi si trovano in uno stadio evolutivo più avanzato e che quindi trovano maggior facilità di applicazione nel mondo del lavoro. Questo tipo di intelligenze vengono infatti utilizzate per risolvere problemi di logistica, tradurre rapidamente frammenti di testo e gestire in maniera ottimale il lavoro delle macchine in una fabbrica. La seconda categoria ha visto solo recentemente evolversi il suo impiego nel mondo del lavoro, questo è dovuto alla difficoltà e alla lentezza nel periodo di addestramento che rende la macchina non affidabile in tempi brevi. In questo caso si troveranno quindi più casi di collaborazione tra uomo macchina in un contesto di collaborazione e controllo reciproco dei risultati.

Verrà poi approfondito in maniera più dettagliata il tema della traduzione dove il machine learning, applicato alla machine translation, sta facendo passi da gigante garantendo delle traduzioni istantanee con qualità sempre maggiori. Questo permette di fatto, in particolare con i programmi open source, l'assottigliarsi delle barriere linguistiche tra i vari paesi. L'ultima parte si fermerà ad analizzare una zona mista tra le intelligenze artificiali e le traduzioni, verrà infatti proposto il caso di Google Translate e degli assistenti intelligenti nell'ottica di interazione tra uomo e macchina che può anche avvenire in contesti linguistici non uguali.

Capitolo 1 : Storia e tipologie

La storia è piena di momenti in cui l'introduzione di un'invenzione cambia il modo di pensare e comportarsi del genere umano, il passaggio dalla realizzazione della prima ruota alla prima introduzione di mezzi di trasporto automatici; dall'apparizione della scrittura come forma di memoria duratura alla codificazione delle informazioni in formati digitali; il riconoscimento del calcolo come strumento di organizzazione dei materiali stoccati che si evolverà poi nella ricerca di sistemi di gestione attraverso computer sempre più potenti e sofisticati. Insomma l'evoluzione ha portato più e più volte l'umanità al risolvere problemi prima considerati complicati e ad affrontare problemi mai posti prima che però sono emersi con il progresso.

La continua ed assidua ricerca all'ottimizzazione delle procedure, dei costi e dei risultati ha portato ora a porsi un nuovo obiettivo: è possibile realizzare una macchina che sia in grado di replicare il nostro modo di pensare e di agire?

Ponendosi questa domanda i più grandi matematici e informatici, di inizio XX secolo, hanno cominciato a confrontarsi per trovare un sistema attraverso il quale fosse effettivamente possibile risolvere questa nuova sfida.

1.1 Origine dei primi modelli di intelligenza artificiale

Il primo ad affrontare questa nuova sfida fu il britannico Alan Turing, che già nel 1936 scriveva "On Computable Numbers, With An Application To The Entscheidungsproblem", un articolo dove poneva di fatto le basi dell'attuale informatica. Il matematico e informatico inglese in questo articolo risolve un problema sorto quasi mezzo secolo prima inventando una macchina immaginaria che riusciva a replicare meccanicamente i passaggi base del calcolo umano, la macchina di Turing. La soluzione proposta era una dimostrazione della insolubilità della domanda posta da David Hilbert e Wilhelm Ackermann; i due matematici tedeschi si stavano infatti domandando: «esiste sempre, almeno in linea di principio, un metodo meccanico (cioè una maniera rigorosa) attraverso cui, dato un qualsiasi enunciato matematico, si possa stabilire se esso sia vero o falso¹?». Turing lo risolve immaginandosi una macchina che posti i dati in una riga di celle e date una serie di istruzioni iniziali (muovi a destra, muovi a sinistra, cambia simbolo, cancella il contenuto, fermo) potesse risolvere qualsiasi calcolo. Quindi se un sistema rigidamente strutturato può risolvere qualsiasi tipo di calcolo perché abbiamo detto che il matematico britannico dimostrò l'insolubilità della domanda posta ad inizi secolo?

¹ A. Murano, Corso di Laurea informatica, A.A 2008-2009, Macchine di Turing, Slide 3

È presto detto, infatti Turing con questa affermazione dimostrò che sotto alcune condizioni, macchine con una struttura troppo rigida possono incorrere in situazioni dove non sono in grado di avanzare. Le macchine di Turing (immagine 1) possono infatti giungere ad uno stato (condizione in cui si trovano le componenti della macchina ad un determinato istante di tempo t , nella semplificazione grafica questo è rappresentato dal cursore in una precisa cella), nel quale il programma non è in grado di proseguire.

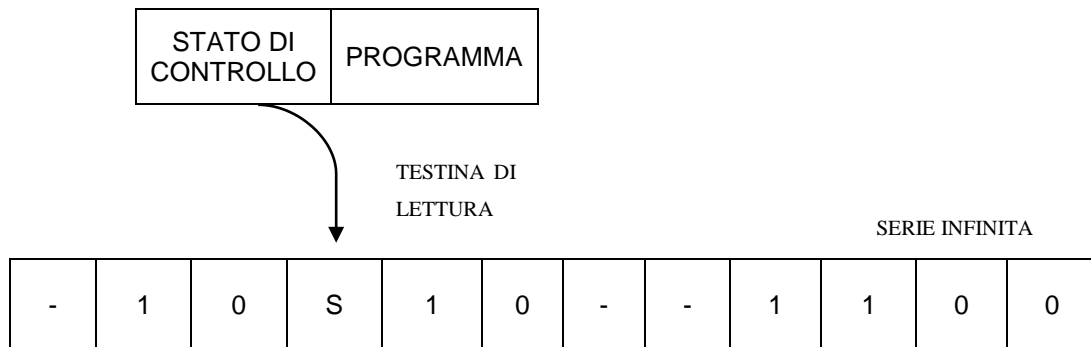


Immagine 1: rappresentazione grafica Macchina di Turing

A questo punto Turing notò che la macchina, soprattutto nelle situazioni con dati limitati, può fermarsi in una configurazione “utile” al problema posto, ma anche “inutile” e quindi da considerarsi al fine della computazione un errore nell’elaborazione. Questo problema venne formalizzato con il nome di Problema dell’arresto e se si accetta nello stesso momento la congettura di Church-Turing², allora si definisce il problema di arresto come Turing-indecidibile e si dimostra così facendo l’insolubilità del problema posto da Hilbert e Ackermann.

La dimostrazione che un modello di macchina in grado di risolvere ogni tipo di calcolo si poteva pensare, anche se solo in forma teorica, spinse brillanti menti a cercare di risolvere questa nuova ed interessante sfida in cui Turing si era lanciato, era cioè possibile creare una macchina che riuscisse a risolvere problemi anche qualora l’algoritmo non fosse risultato efficace?

² Congettura di Church-Turing; “se un problema è umanamente calcolabile, allora esisterà una macchina di Turing (o un dispositivo equivalente, come il computer) in grado di risolverlo (cioè di calcolarlo)”. Tesi di Church-Turing

1.2 Concetto di neurone artificiale e prima rete neurale

La congettura di Church-Turing realizzata per risolvere un precedente problema portò di fatto alla luce un successivo quesito: esiste un algoritmo che quando applicato si possa auto-correggere by-passando di fatto il problema dell'arresto enunciato da Turing?

Gli studi di Turing vennero portati avanti durante tutto il periodo della guerra, ma sempre seguendo un approccio meccanico dove le macchine ricevevano un input e tramite una serie di rigide regole lo trasformavano in un output. Fu dunque negli Stati Uniti dove si iniziò nel 1942 a sviluppare, con McCulloch e Pitts, una nuova visione dove informatica e natura trovarono un punto di similitudine.

Warren Sturgis McCulloch fu un neurofisiologo statunitense che assieme a Walter Pitts, matematico anch'egli statunitense, iniziò a studiare una relazione tra la macchina di Turing e la natura. Walter Pitts ebbe l'opportunità di lavorare a stretto contatto con Alston Householder il quale stava già approfondendo degli studi su modelli matematici delle attività neuronali; entrambi facevano infatti parte, di un team di matematici, fisici e biologi facente capo a Nicolas Rashevsky quando questi era docente presso l'università di Chicago.

Il fisico teorico ucraino fu il fondatore della biofisica matematica e uno dei suoi più importanti studi fu la riformulazione della biologia seguendo principi fisici e matematici. Chicago fu anche la città dove Pitts e McCulloch si conobbero nel 1942 e iniziarono a sviluppare l'idea che la macchina di Turing potesse essere utilizzata con una rete finita di neuroni, stavano quindi abbandonando l'idea di una linea infinita di celle a favore di un numero limitato di neuroni organizzati tra loro a formare una rete.

I neuroni, secondo l'idea dei due studiosi, ricevono una serie di input che si trasmettono tra loro attraverso una serie di connessioni, la differenza con Turing è che non si tratta di un passaggio di informazioni che ci porta in un nuovo stato che non tiene in considerazione degli eventi precedenti; per McCulloch e Pitts i neuroni sono dei nodi collegati tra di essi da connessioni a cui viene attribuito un peso determinato dall'utilità nel produrre l'output voluto, viene dunque attribuito un peso maggiore alle connessioni più utilizzate ed uno minore a quelle meno utilizzate per ottenere l'output (immagine 2).

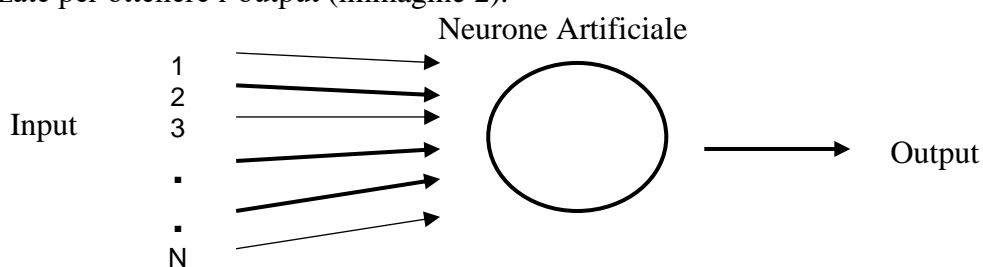


Immagine 2: neurone artificiale rappresentazione di McCulloch e Pitts

Questi pesi che vengono dati alle connessioni sono alla base della capacità del neurone di sopravvivere al problema dell'arresto, essi infatti aiutano il neurone a selezionare gli input più utili all'ottenimento dell'output desiderato senza incorrere in situazioni di stallo.

Questo loro studio venne pubblicato nell'articolo "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity" (1943) . In questo articolo vennero dunque introdotte le unità base di un algoritmo in grado, seppur con forti limitazioni dovute allo sviluppo tecnologico, di replicare il processo di ragionamento dei neuroni e delle sinapsi umane.

Alla fine degli anni '50 arrivarono anche i primi prototipi di rete neuronale artificiale (Rete neuronale artificiale dall'inglese "Artificial Neural Network", ANN) funzionanti e con essi anche l'interesse dell'opinione pubblica. Il primo schema neuronale funzionante fu il Perceptron che venne introdotto dal libro "Psychological review" (1958) di Frank Rosenblatt. La rete neuronale da lui pensata era supportata da un computer che aveva le dimensioni di una stanza e che processava le informazioni su un livello di astrazione, il livello di astrazione o layer corrisponde al numero di algoritmi sui quali la rete neuronale può lavorare contemporaneamente, più livelli si hanno più la rete è "intelligente". La differenza dall'idea di McCulloch e Pitts è che nella rete neuronale di Rosenblatt i pesi delle connessioni sono variabili e quindi il Perceptron è in grado di apprendere. Il sistema dei pesi aiuta la rete ad apprendere in quanto le connessioni vengono attivate solo se la somma dei pesi che giungono ad un neurone è sufficiente a superare una data soglia minima, in questo modo i pesi delle connessioni in entrata diventano un parametro dell'efficacia delle sinapsi tra input e neuroni. Si avranno dunque le connessioni più utili all'elaborazione dell'output con peso maggiore, mentre le connessioni meno utili con peso minore. Un errore comune è quello di pensare che questo sistema porti alla selezione di un unico percorso di connessione tra input e output; tuttavia la rete mantiene tutte le connessioni attive, anche quelle con peso minore, in quanto tutte contribuiscono alla rete. Ricordiamoci infatti che Rosenblatt ha individuato come peso totale della connessione entrante nel neurone la somma di tutte le connessioni che entrano in contatto con il medesimo e non, come McCulloch e Pitts, un peso definito per ogni ingresso.

La teoria divenne pratica quando il Perceptron portò a termine il compito a lui assegnato, fu infatti in grado di riconoscere, dopo 50 tentativi, le tessere segnate a destra da quelle segnate a sinistra. Questo compito, seppur di per se non complicato, fu portato a termine nonostante le limitatezze del singolo layer del Perceptron.

Questa limitatezza nel processare input non ostacolò l'evoluzione di questa nuova disciplina, portò anzi alla realizzazione di un Multi Layer Perceptron (da qui in poi MLP). Questa nuova

evoluzione del Perceptron permette, come dice il nome, di lavorare su più strati, ciò implica l'utilizzo di più livelli di astrazione e quindi una maggiore capacità di ragionamento della rete. La differenza tra il MLP e il suo predecessore è che il modello feedforward (immagine 3), modello secondo cui gli impulsi si propagano in un'unica direzione, in questo caso proseguono senza mai retrocedere, non è più lineare come nel vecchio prototipo; questo significa che le connessioni di ingresso ed in uscita da un singolo nodo sono multiple. Le reti neurali per come sono costruite lavorano in parallelo, per questa ragione se alcuni nodi del sistema non dovessero funzionare bene, la rete avrebbe sì delle riduzioni di prestazione ma difficilmente andrebbe in contro ad un blocco del sistema. Questa è una novità importantissima sia nei confronti dell'ormai superata macchina di Turing che rispetto al neurone artificiale, infatti questo permette alla rete di autocorreggere il percorso da lei intrapreso passando da il percorso migliore ad uno con un peso minore ma comunque efficace.

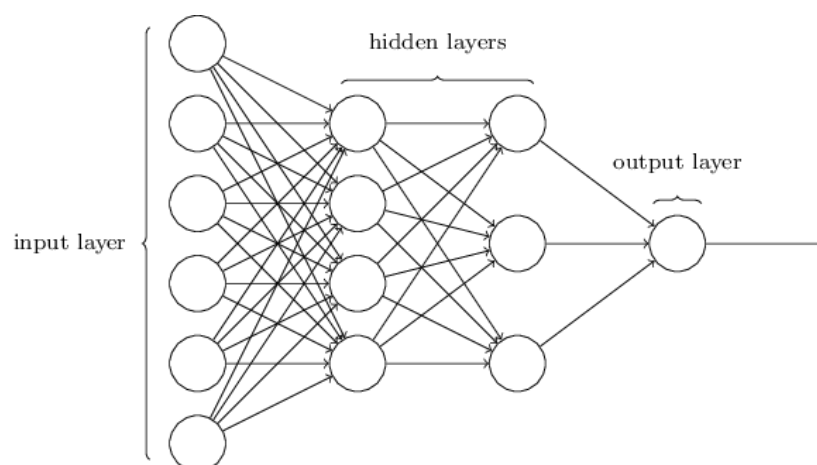


Immagine 3: modello feedforward nel MLP³

A partire da fine anni '80 si ebbe la definitiva evoluzione della rete neurale con l'introduzione, grazie al lavoro di David Rumelhart, Geoffrey Hinton e Ronald James Williams, dell'Error-Back Propagation (EBP), questo algoritmo permise di migliorare gli stadi successivi all'apprendimento automatico del MLP. Il team si propose infatti di modificare il peso di quelle connessioni che non producono un output ottimale. In questo modo si ottiene un percorso input-output più omogeneo e veloce. L'EBP è l'algoritmo tutt'ora utilizzato per la creazione delle più moderne reti neurali e l'MLP nel quale viene applicato è la base delle più moderne innovazioni nel campo dell'intelligenza artificiale.

³ *Multilayer perceptron example*. San Francisco: GitHub, Inc.

Capitolo 2: Intelligenza artificiale

L'intelligenza artificiale (da qui in poi AI, dall'inglese Artificial Intelligence) è una disciplina dell'informatica che permette la programmazione e la progettazione di sistemi hardware e software che permettono di dotare le macchine di caratteristiche che vengono definite umane come le percezioni spazio-temporali, visive e decisionali.

Il termine viene utilizzato per la prima volta nel 1956 da John McCarthy nel corso di un convegno tenutosi al Dartmouth College nel New Hampshire. Durante questo storico convegno, furono presentati alcuni programmi già capaci di effettuare alcuni ragionamenti logici, si proponevano principalmente di risolvere in tempi più brevi e con risultati certi problemi legati alla matematica. Il programma Logic Theorist, sviluppato da due ricercatori informatici, Allen Newell e Herbert Simon, era infatti in grado di dimostrare alcuni teoremi partendo dai principi matematici. Seguendo questa iniziativa lo stesso McCarthy propose di costituire un team di dieci persone che avrebbe dovuto, in due mesi di tempo, creare una macchina in grado di simulare ogni aspetto dell'apprendimento e dell'intelligenza umana, presero parte a questa iniziativa tecnici di IBM e dell'MIT.

Da questo momento si ebbe un notevole sviluppo di quello che fino ad ora era stato solo annunciato da Turing, si iniziarono a sviluppare linguaggi di programmazione fino ad individuare nello stesso anno il Lisp (Locator/Identifier Separation Protocol), sviluppato appunto da McCarthy; venne di fatto riconosciuto come principale linguaggio di programmazione per i successivi trent'anni. Pur non venendo meno l'entusiasmo per questa nuova scoperta, la ricerca si ritrovò ben presto a riconoscere la limitatezza dell'AI; infatti nonostante i softwares stessero rapidamente progredendo e si stavano rivelando sempre più efficienti nel risolvere complesse elaborazioni matematiche, mancava quella conoscenza in grado di attribuirgli quelle capacità intuitive e cognitive caratteristiche degli umani.

Il nesso mancante fu trovato non da esperti informatici bensì da biologi; furono infatti in grado di creare un programma che riuscì a creare una molecola semplice a partire da informazioni ricevute da uno spettrometro di massa. Il programma era in grado di ottenere l'output non grazie a degli input pre-filtrati ma grazie a determinate conoscenze dategli in fase di programmazione, creandosi da solo le connessioni necessarie ad elaborare i dati. Questo codice venne quindi preso in mano da un gruppo di informatici che lo rielaborarono iniziando così a realizzare i cosiddetti sistemi esperti, si parla cioè di un sistema che si propone di riprodurre le conoscenze

ed il ragionamento di persone esperte imparando e mettendo in pratica regole che gli vengono assegnate nella fase iniziale.

L'esempio più eclatante è sicuramente il Deep Blue, una macchina realizzata dagli informatici della IBM, che tutto il mondo conosce per la sfida con il campione di scacchi Garry Kasparov. Nei due match giocati si vede il processo di apprendimento, seppur limitato alle tecnologie dell'epoca, dell'AI. La prima partita venne vinta dalla macchina che però perse l'incontro in quanto il campione russo non venne sconfitto nelle successive cinque, questo perché il giocatore capì successivamente alla prima partita come mettere in trappola il suo avversario ragionando sui suoi comportamenti precedenti. La sfida venne riproposta a distanza di un anno dove però questa volta ad avere la meglio fu il computer con un punteggio di 3.5-2.5. Lo stesso campione di scacchi ammise di vedere in alcuni momenti dei comportamenti umani che non potevano appartenere ad una macchina, furono proprio questi comportamenti insieme al fatto che il computer non fosse presente nella stanza che portarono il campione ad accusare IBM di stare in realtà usufruendo di maestri di scacchi per rispondere alle sue mosse. Questo sconvolgente risultato fu ottenuto, invece, da IBM grazie all'addestramento del programma da parte di Joel Benjamin che trasformò il sistema iniziale, con primordiali conoscenze sugli scacchi, in un sistema che si comportava come un esperto di scacchi, un sistema esperto per l'appunto.

2.1 Metodi di apprendimento

Il processo di apprendimento nelle reti artificiali è ispirato a quello delle reti neurali, tuttavia è molto più semplificato in quanto non siamo ancora stati in grado di riprodurre il comportamento dei neurotrasmettitori. Si istruisce, dunque, il programma con un data-set di informazioni che verranno poi elaborate al fine di ottenere un output accettabile.

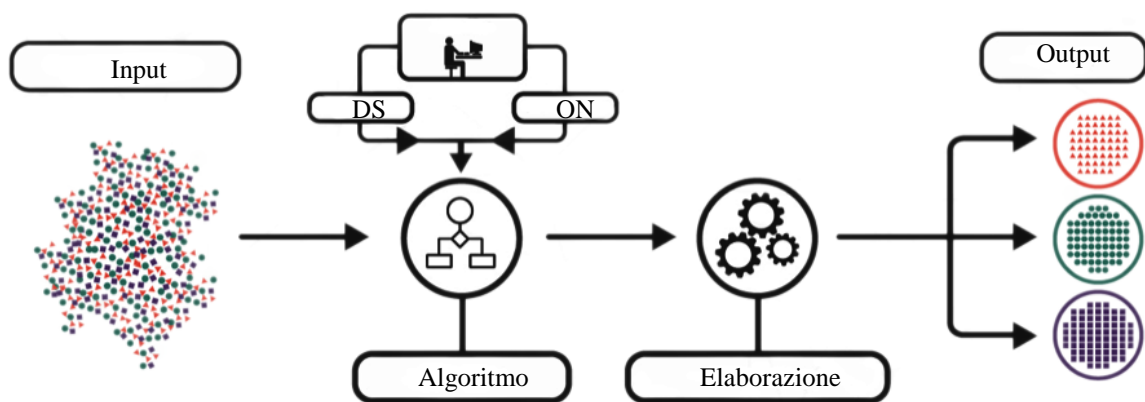
Uno dei problemi della rete neurale è che i passaggi tra gli input inseriti e l'output ottenuto sono realizzati in un linguaggio non convertibile in linguaggio umano, il processo di elaborazione è quindi non comprensibile ed il risultato finale viene accettato "così com'è". Questo significa che a differenza di un sistema algoritmico, macchina di Turing, dove si possono analizzare i passaggi passo-passo, la rete neurale raggiunge un risultato valido però senza dare la possibilità di spiegare come questo risultato sia stato raggiunto. L'impossibilità di conoscere i passaggi intermedi dell'elaborazione dell'output è tutt'ora uno dei principali problemi di fiducia nei confronti dell'intelligenza artificiale e a questo fenomeno viene attribuito il termine inglese "black box", questa accezione fa riferimento a tutti i layer nascosti che formano il percorso input/output.

Per tentare di limitare i problemi di fiducia creati da questa zona oscura il sistema viene addestrato in maniera tale da poter influenzare, fissando il peso iniziale dei neuroni, il suo comportamento futuro; questo lascia intendere che l'esperienza del programmatore è essenziale per ottenere un AI capace di eseguire i compiti richiesti raggiungendo un output finale accettabile senza dover ogni volta intervenire per "aggiustare" i comportamenti scorretti.

L'insieme dei metodi che consentono all'AI di adattarsi ai vari scenari senza che vengano ogni volta istruite ma imparando e correggendo i propri errori si chiama machine learning ed è raggruppabile in tre grandi categorie di apprendimento: apprendimento supervisionato, apprendimento non supervisionato e apprendimento per rinforzo.

Nell'apprendimento supervisionato (supervised learning, schema 1) si fornisce alla rete un training set (TS), cioè insieme di input ai quali corrispondono degli output noti (ON), attraverso il quale l'AI individuerà i nessi esistenti tra input e output creando una generalizzazione del concetto stesso, in questo modo genera nuove associazioni input-output. Si procede poi attraverso l'EBP ad aggiustare l'output aumentando i pesi che generano l'output corretto e diminuendo quelli che generano output errati. Così facendo la rete sarà in grado di applicare le generalizzazioni ottenute dal training set in altri dataset esterni all'apprendimento.

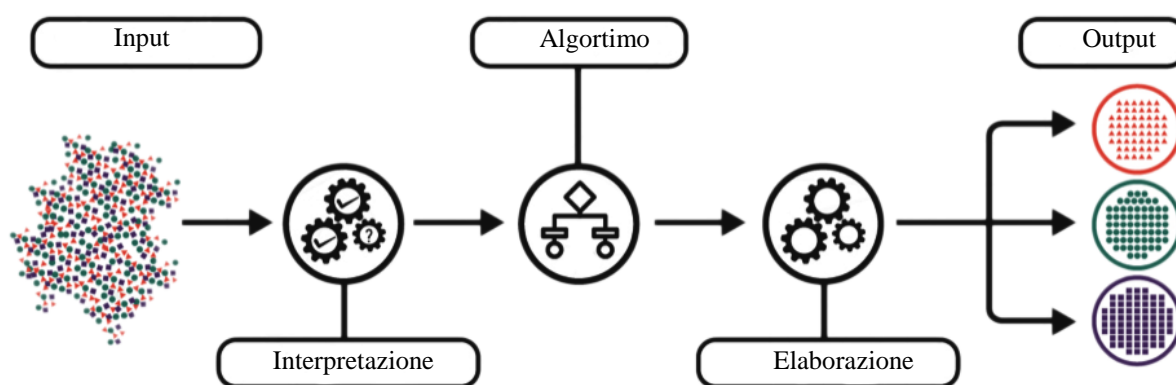
Per esempio, se un dataset contiene le caratteristiche distintive di uno scaffale, un armadio, un cane e una mucca la rete generalizzerà le caratteristiche specifiche degli elementi nel dataset, però sarà poi compito del programmatore ridurre o aumentare i pesi per far sì che l'AI non si sbagli. Ridurrà quindi, nella distinzione cane – mucca, il peso della caratteristica quattro zampe, ed aumenterà la caratteristica dimensione; mentre nella distinzione scaffale - armadio aumenterà il peso connesso porte mentre si ridurrà il peso dell'altezza.



Schema 1: sistema di apprendimento supervisionato

Il secondo paradigma di apprendimento è l'apprendimento non supervisionato (unsupervised learning, schema 2), in questo caso la rete non riceve alcun training set ma semplicemente un insieme di input ai quali provvederà ad assegnare autonomamente, attraverso i nodi della rete, i pesi e a creare dei cluster con caratteristiche simili, in questo caso il nome degli output viene assegnato dalla rete in quanto non viene fornito il training set iniziale. Nelle fasi iniziali questa modalità di apprendimento è ovviamente più propensa ad errori, tuttavia è una forma di AI che è già da considerarsi più vicina al ragionamento umano in quanto con il passare delle esecuzioni riconosce e corregge gli errori, migliorando gli output autonomamente.

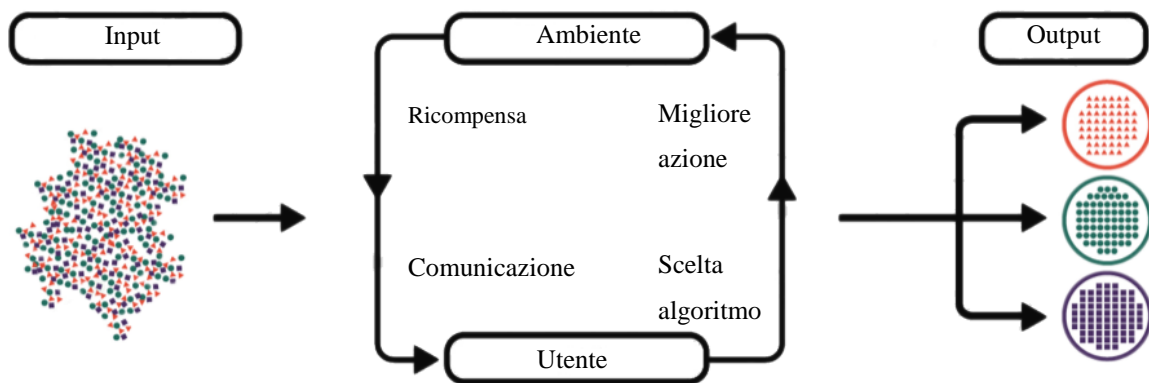
Per esempio, vengono fornite una serie di forme alla rete che riconosce autonomamente le caratteristiche e le generalizza costruendosi un algoritmo, la differenza con il supervised learning è che questo algoritmo veniva fornito attraverso il training set, che utilizzerà successivamente per ordinare gli output. In questo metodo di apprendimento la distinzione cane-mucca piuttosto che la distinzione sedia-poltrona può non essere così netta nelle prime esecuzioni, affinandosi tuttavia con il seguirsi delle operazioni.



Schema 2: sistema di apprendimento non supervisionato

La terza macrocategoria di apprendimento è denominata apprendimento rinforzato (reinforcement learning, schema 3); in questo caso non vengono inseriti direttamente dati, la macchina interagisce con l'ambiente e viene spinta ad ottenere il risultato voluto attraverso un sistema di azioni positive (incentivi) e azioni negative (disincentivi).

Per esempio, in un motore di ricerca la rete che utilizza questo metodo richiederà feedback all'utente in maniera che la volta successiva gli possa fornire un campionario di casi che storicamente gli erano risultati più utili.



Schema 3: sistema di apprendimento per rinforzo

2.2 Intelligenza artificiale nell'ultimo decennio

Tra gli anni '80 e '90 lo sviluppo dell'intelligenza artificiale progredì nonostante rimanesse, seppur non decidendolo, dentro i limiti dell'apprendimento supervisionato. Ovviamente con l'introduzione dell'EBP si diedero nuove abilità alle reti, specialmente nelle esecuzioni successive. Ma la chiave che avrebbe trasformato la macchina da puro strumento algoritmico a qualcosa di più vicino al ragionamento umano fu sicuramente il deep learning.

Il deep learning o apprendimento profondo è una sottocategoria del machine learning che crea modelli di apprendimento su più livelli, seguendo il modello di apprendimento dell'essere umano questa parte del machine learning si propone di collegare tra loro le informazioni ricevute e di astrarle per creare una forma di ragionamento propria. Il portale dedicato all'intelligenza artificiale lo riprende riportando quanto segue: “Scientificamente, è corretto definire l'azione del deep learning come l'apprendimento di dati che non sono forniti dall'uomo, ma sono appresi grazie all'utilizzo di algoritmi di calcolo statistico”.

Con l'introduzione delle GPUs, unità che rendono l'addestramento della rete più veloce, l'intelligenza artificiale ha fatto un nuovo ed enorme passo avanti, prendiamo come esempio il contest ImageNET tenutosi a Toronto nel 2012; in questa occasione il professor Geoffrey Hilton espose i risultati ottenuti nel campo del riconoscimento visivo. L'esperimento consisteva nel far distinguere alla macchina, senza alcun previo intervento di codifica da parte dell'essere umano, 1000 categorie visive; durante l'esperimento si migliorò il precedente test del 10% in una volta sola, la nuova rete aveva permesso di riconoscere uomini e animali confrontando milioni di immagini.

Nel 2015 fu la volta di Microsoft, che si presentò ad ImageNET con una tecnologia in grado di operare su 152 livelli di astrazione; giusto per fare un confronto rapido la rete neuronale di Rosenblatt operava su un solo livello di astrazione, mentre il Deep Blue su 30.

Il deep learning ha quindi fatto fare questo passo avanti all'intelligenza artificiale che era necessario per essere avvicinabile dal mondo commerciale; l'AI è, seppur ad un livello non ancora ottimale, in grado di apprendere autonomamente e fornire output affidabili.

2.3 Settori più propensi all'utilizzo dell'AI

Prima di identificare i settori dove si possono o si potrebbero impiegare le AI è doveroso fare una premessa sulle due macro-categorie con le quali esse vengono identificate. Le AI si possono infatti dividere tra AI deboli e AI forti, le prime sono quelle che replicano solo alcune delle funzioni cognitive umane senza però essere in grado di replicare le capacità intellettuali (programmi di problem-solving, stoccaggio, controllo dati). Le AI forti sono invece definite "sistemi sapienti", possono quindi sviluppare una propria intelligenza senza cercare di replicare le capacità umane ma sviluppandone autonomamente, di proprie.

Questa distinzione ci aiuta a capire perché alcuni lavori possono venire automatizzati più di altri; secondo una ricerca della McKinsey Global Institute dal nome "*A future that works: automation, employment, and productivity*" le attività (la ricerca utilizza le attività come unità di misura poichè le considerano molto più rilevanti e utili rispetto all'occupazione in quanto ogni attività ha un diverso grado e possibilità di automatizzazione) che possiedono le potenzialità per essere automatizzate, utilizzando le tecnologie attuali, sono il 49% mentre meno del 5% possono essere completamente automatizzate. La ricerca ha prodotto queste cifre in quanto manca ancora molto alle AI per essere in grado di sostituire efficientemente l'uomo in certi compiti. Sempre all'interno della ricerca vengono infatti individuati come ambiti con maggior potenziale di automatizzazione quelli dove l'interazione con il cliente è minore, la ragione è che la parte emotiva (presente nelle AI forti) non è ancora in grado di sostituire l'uomo. Si individuano pertanto come ambiti principali quelle attività dove sono richieste la raccolta dati, un compito fisico o operazioni in un ambiente prevedibile.

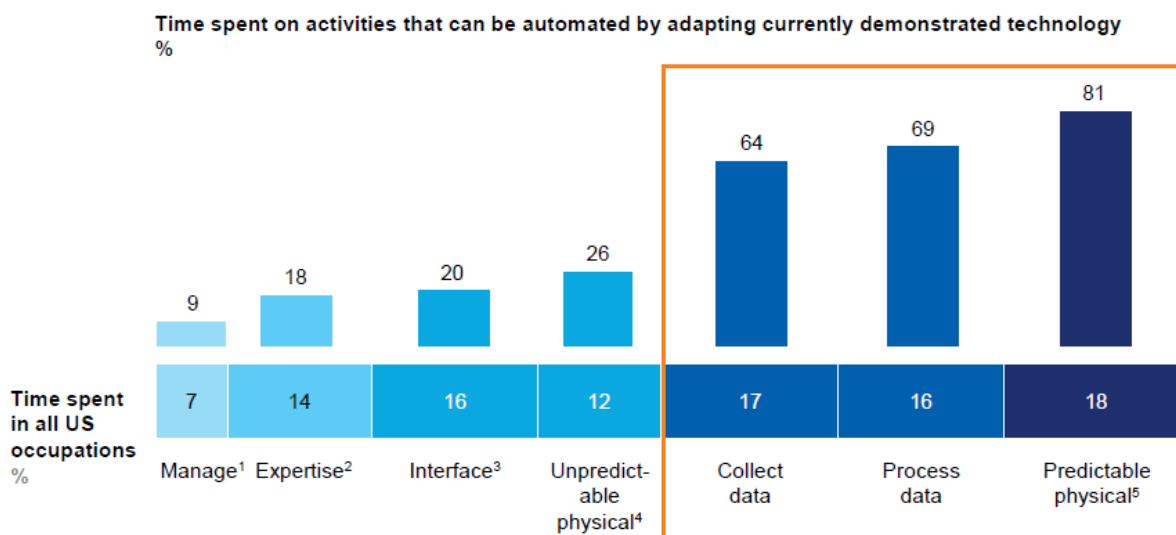


Grafico 1⁴ legenda: 1. Gestione e Sviluppo delle persone, 2. Applicazione delle competenze per decisioni operative, di pianificazione e creazione di attività, 3. Relazione con gli stakeholders, 4. Realizzazione di attività fisiche e macchinari operanti in ambienti imprevedibili, 5. Realizzazione di attività fisiche e macchinari operanti in ambienti prevedibili.

Il grafico sopra riportato (grafico 1) illustra qual è il tempo speso negli Stati Uniti in operazioni che potrebbero essere parzialmente automatizzate (da un minimo del 9% ad un massimo dell'81% dell'attività) e che invece vengono portate avanti in maniera convenzionale. Questo grafico è un'ulteriore conferma del fatto che le attività completamente automatizzabili sono poche in generale e questo valore diventa quasi nullo quanto più ci si allontana dall'ambito scientifico.

La tendenza, anche secondo uno studio del MIT Sloan Management Review in collaborazione con The Boston Consulting Group, è dunque quella della cooperazione tra uomo e macchina; ne sono un esempio nel campo del problem-solving Airbus e BP plc., nel primo caso sono le parole del vice presidente alla trasformazione digitale che spiegano come l'introduzione delle AI e la collaborazione con gli addetti ai lavori abbiano ridotto i tempi ed i costi di intervento, nell'intervista egli infatti afferma che, "il nostro piano era quello di aumentare il tasso di produzione dei velivoli nella maniera più rapida di sempre. Per fare questo, avevamo bisogno di affrontare i problemi come la velocità di risposta nei casi di interruzione nella fabbrica. Perché sarebbero avvenuti." Con questa motivazione Airbus cominciò ad investire nell'AI, la istruirono con dati dei vecchi programmi di costruzione, inserendo in maniera continuata dati del nuovo programma e introdussero un algoritmo di apprendimento per individuare gli schemi d'errore nella produzione. In alcune aree della produzione il sistema identificò circa il 70% dei

⁴ *A future that works: automation, employment, and productivity*, McKinsey Global Institute, 2017, p.6

problemi di interruzione quasi in tempo reale, avvisando in questo modo i tecnici perché provvedessero a risolvere i problemi e fornendo loro le soluzioni utilizzate in passato.

Approccio simile per non dire identico è quello proposto, sempre nelle attività di problem-solving da BP plc., in questo caso il BP well advisor è un sistema che raccoglie tutti i dati provenienti dal sistema di perforazione e una volta analizzati li fornisce, sotto forma di consigli agli ingegneri in maniera che aggiustino i loro parametri di perforazione e rimangano nella zona ottimale. Il sistema li allerta inoltre dei possibili rischi che potrebbero correre scegliendo una via piuttosto che un'altra.

Il riconoscimento vocale è una delle abilità più interessanti dell'AI, in questo momento le capacità di comprensione e di dialogo stanno diventando sempre più precise e si ha l'impressione almeno in un primo momento che non si stia conversando con robot. Uno delle attività dove si può notare l'applicazione del riconoscimento vocale è sicuramente nella gestione dei call center, il sistema riconosce le richieste dell'utente e opera esattamente come un operatore umano. Tuttavia, siccome il deep learning non è ancora stato del tutto sviluppato e migliorato molte delle normali funzioni non possono essere implementate, si stanno svolgendo ora degli studi per dare la capacità a questi call center di riconoscere l'intonazione della voce e nel caso il cliente manifesti segni di frustrazione nei confronti del sistema, quest'ultimo sia in grado di inoltrarlo ad un operatore.

La ricerca del MIT ha poi messo in luce che nonostante ci siano grandi aspettative per l'applicazione dell'AI nei vari settori i dirigenti sono molto cauti nell'effettivo utilizzo di tali tecnologie; infatti solo il 14% degli intervistati, nel settore delle tecnologie e dei media, crede che l'intelligenza artificiale abbia effettivamente un grande impatto ad oggi (2017), il dato cambia se la domanda viene posta chiedendo l'effetto che ci si aspetta in 5 anni (grafici 1 e 2); in questo caso è il 63% che risponde positivamente.

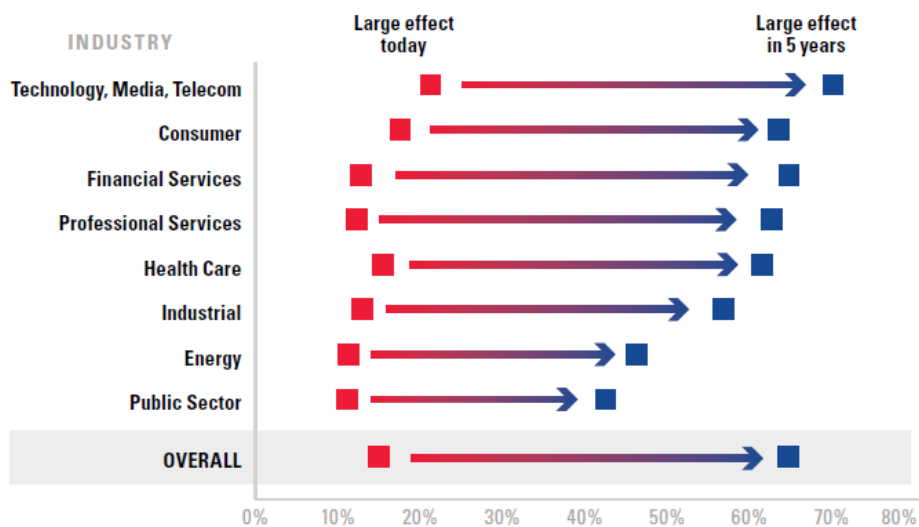


grafico 2:⁵ vediamo come le aspettative di adozione dell'AI cambiano tra i vari settori, e tra periodo immediato e breve periodo, il punto di osservazione è l'impatto nelle offerte.

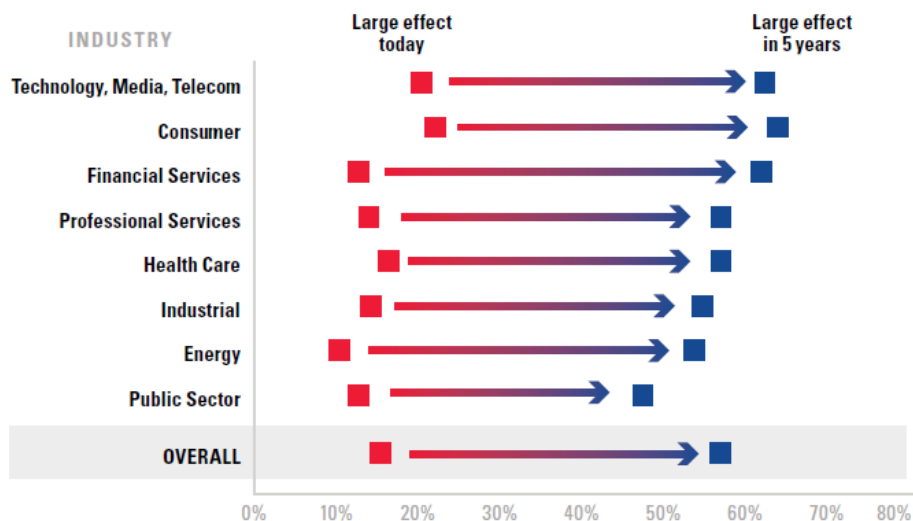


Grafico 3: vediamo come le aspettative di adozione dell'AI cambiano tra i vari settori, e tra periodo immediato e breve periodo, il punto di osservazione è l'impatto nei processi.

2.3 Categorie di imprese, vantaggi e svantaggi dei pionieri

Nonostante l'aspettativa nei confronti delle intelligenze artificiali sia alta, la ricerca ha evidenziato una diffusa cautela nel proporla all'interno delle offerte proposte. Questo può venire spiegato dal fatto che tra le varie imprese, ci siano comportamenti differenti e soprattutto processi di comprensione differenti, sono infatti percentuali simili quelle tra chi capisce quali sono i costi di sviluppo di una proposta comprendente un'intelligenza artificiale (16%) e chi

⁵ "Reshaping Business With Artificial Intelligence", MIT Sloan Management Review and The Boston Consulting Group, 2017, p.3

non li comprende (17%) o anche tra chi comprende i dati richiesti per implementare (19%) e chi invece pensa che la sua impresa non ha ancora ben chiaro quali siano i requisiti (16%). In un recente studio è stato infatti stimato che la validità di un sistema di apprendimento profondo supervisionato viene considerato accettabile con circa 5.000 esempi etichettati, invece raggiunge le prestazioni umane con almeno 10.000.000 di esempi. Pensando che il paradigma di apprendimento supervisionate è quello con più controllo sui dati, diventa facile capire come in questo scenario sia molto complicato ottenere un'AI efficace in poco tempo ed in maniera economica. Nonostante ciò, dalla ricerca combinata tra le due società è risultato che tra i più di 3.000⁶ dirigenti intervistati il 75% crede che l'implementazione di un sistema di AI porterà la propria impresa a muoversi verso nuovi mercati, di questo campione l'85% è convinto che oltre ai nuovi mercati porterà anche un decisivo vantaggio competitivo. Anche se questi dati sono molto positivi, i ricercatori hanno capito che nonostante le idee dei manager solo un quinto di queste imprese sta effettivamente utilizzando l'AI nei prodotti da loro offerti, e solo il 5% sta intensivamente utilizzando un AI nei loro processi o offerte. Questi dati sono in accordo con la percentuale del 39% che sono le aziende che hanno o prevedono di avere una strategia che comprenda l'AI nei prossimi anni. Un dato rilevante è quello corrispondente alle grandi imprese, sono infatti quelle più propense all'utilizzo dell'AI ma che in pratica solo per il 50 % ha una strategia effettiva.

Si cominciano pertanto a definire quattro distinti gruppi tra le imprese; i pionieri (19%) sono quelle imprese che hanno sia compreso che adottato l'intelligenza artificiale, gli investigatori (32%) sono aziende che hanno compreso le possibilità dell'AI che però non sviluppano al di fuori dei progetti pilota, gli sperimentatori (13%) stanno invece iniziando con i progetti pilota ma queste iniziative sono praticamente fine a se stesse in quanto questo cluster di aziende non ha ancora compreso cosa significhi implementarle e quali vantaggi porterebbe alla loro strategia aziendale, ed infine i passivi (36%)⁷, categoria di imprese che non hanno compreso e non implementano le AI; in questa categoria rientrano anche quelle imprese che nonostante siano in settori dove le AI sarebbero di facile introduzione decidono che i costi per portare questi programmi a livelli accettabili per l'utente finale sono eccessivi, o la raccolta dati richiederebbe informazioni non di facile reperibilità dal cliente .

I pionieri sono quindi le compagnie avvantaggiate in questa nuova sfida, in quanto essendo tra i primi ad implementarla possono raggiungere e consolidare quei vantaggi competitivi che più

⁶ La ricerca iniziata nella primavera del 2017 comprende un campione di ricerca di 3.000 manager di 112 imprese distribuite in 21 paesi (più dei due terzi degli intervistati non sono statunitensi).

⁷ Questi quattro gruppi e relativi nomi sono stati individuati dalla ricerca del MIT, i nomi assegnati originariamente sono Pioneers, Investigators, Experimenters, Passives.

dell'80% dei dirigenti vedono come possibilità dell'AI. Questa categoria ha inoltre una migliore comprensione di quello che viene richiesto a livello di dati per implementare un'intelligenza artificiale efficace, confrontandoli con la categoria dei passivi i primi hanno una comprensione del processo di apprendimento equivalente a circa 12 volte quella di quest'ultimi e sono circa 10 volte più consci dei costi di sviluppo di questa tecnologia. Infatti, la maggior parte dei pioneers hanno consistenti moli di dati e una struttura di analisi ben avviata, la quale fa la differenza perché rende i dataset facilmente analizzabili dall'AI; questo non accade per le altre due categorie (investigatori e sperimentatori) che raccolgono una mole enorme di dati che sono però complicati da inserire nel processo di apprendimento. Questa differenza si nota principalmente negli investimenti in data training sostenuti da oltre la metà dei pionieri contro circa il 25% delle imprese raggruppate nelle altre categorie.

Diversamente da chi non ha compreso le necessità dei data training i pionieri, come seppur con minor intensità gli investigatori e gli sperimentatori, investono anche nei dati errati. Infatti Jacob Spoelstra, direttore dei data scientist della Microsoft, ha osservato che, “ Un errore che notiamo spesso è che le organizzazioni non hanno i dati storici richiesti dagli algoritmi per creare dei percorsi per predizioni corrette. Per esempio, ci chiedono di creare un programma per risolvere problemi di manutenzione, e poi scopriamo che ci sono pochi, se non nessun, dato di errore. Si aspettano un'intelligenza artificiale che predica quando ci potrà essere bisogno di una manutenzione, anche se non ci sono esempi da cui imparare”. Questo è un problema che i pionieri riescono ad evitare in quanto molto spesso, circa il 70% delle industrie appartenenti a questa categoria, si basa sullo sviluppo durante il lavoro di addestramento. Stutturando l'addestramento in questo modo e investendo nello studio degli algoritmi, in questa categoria di imprese circa il 60% dei nuovi assunti provengono dalle università in particolare di informatica e matematica, i pionieri sono in grado di far fronte ad eventuali carenze di dati che altrimenti renderebbero l'intelligenza artificiale non pienamente efficiente. Una possibile soluzione potrebbero essere dei sofisticati algoritmi che se addestrati con dati di qualità sono in grado di sorpassare questo problema, tuttavia l'eventuale presenza di dati non di qualità paralizzerebbe il sistema.

Uno dei problemi con cui si trovano a fare i conti i pionieri è la rapidità con cui si sta evolvendo il mercato delle AI, come tutte le imprese che aprono la strada hanno la possibilità di assicurarsi un vantaggio competitivo sulle altre categorie però d'altro canto si espongono al rischio di facilitare il lavoro agli sperimentatori o ai passivi. In un mercato che cambia così velocemente creare valore dal principio è infatti più complicato che comprare o delegare il lavoro, i pionieri si potrebbero trovare dunque ad aver investito nell'addestramento di un AI che nel frattempo è

stata resa open-source da un competitor o, altro caso, la creazione di un'interfaccia maggiormente human-friendly che renda un progetto simile più appetibile al mercato.

Anche la raccolta dati potrebbe tramutarsi in un problema per i pionieri, abbiamo detto prima che qualità e quantità sono due caratteristiche fondamentali per una buona esecuzione dell'algoritmo di apprendimento. Tuttavia, questa categoria d'impresе, non è propensa a rendere esterno il processo di apprendimento e questo, se non viene ben organizzato sin dal principio, si trasforma in un problema in quanto le informazioni necessarie per portare un'AI ad "un'età umana" compresa tra i 17 e i 20 anni si attestano su valori alla 12 - esima potenza.

2.4 Rischi etici, privacy e regolamentazioni

A questo punto è chiaro come la raccolta dati sia fondamentale per l'addestramento e l'efficienza delle intelligenze artificiali, tuttavia non si può puntare all'eccellenza dei programmi senza prima soddisfare dei requisiti di privacy e di sicurezza. Secondo la ricerca del MIT, nonostante siano richiesti da diversi enti⁸ di regolamentazione, ad oggi solo la metà delle imprese hanno predisposto un regolamento interno sulla privacy dei dati. Alcune informazioni (come per esempio sesso, religione, preferenze politiche, condizioni di salute, ecc.) anche se potrebbero essere utilizzate per predire i comportamenti o per favorire il marketing attraverso il data mining sono considerate off – limits da alcune legislazioni.

Le AI anche in contesti di pubblica amministrazione devono quindi puntare, nella loro massima capacità, alla maggior trasparenza possibile garantendo in questo modo all'utente, nel caso di applicazioni da imprese private come da aziende pubbliche, la possibilità di conoscere come e per quali finalità i loro dati vengono acquisiti.

Le imprese, soprattutto quelle che per fine ultimo cercano di entrare in contatto con l'utente, tuttavia cercano di assottigliare il più possibile questa "linea di privacy" al fine di ottenere il miglior risultato; ci sono dunque situazioni più moderate come nel caso dei call – center che utilizzano il riconoscimento vocale per individuare lo stato d'umore degli utenti, fino a casi come l'utilizzo del data mining per individuare il modo più efficace di proporre un prodotto ad un segmento preciso di possibili fruitori. Vi possono poi essere, nel caso queste tecnologie vengano utilizzate dagli stessi organi che dettano la legge, situazioni che sono in una zona grigia; negli Stati Uniti (circa 50 milioni) e in Cina (quasi 200 milioni) sono presenti telecamere

⁸ In Europa il documento redatto con fine del controllo sulla privacy dei dati è l'European General Data Protection Regulation (GDPR). L. 2016/679 del Regolamento Europeo.

che sono in grado di riconoscere le facce, a Shangai per esempio si può già essere multati proprio grazie a queste immagini.

Le leggi a tutela della privacy vengono dunque continuamente aggiornate in modo tale da stare sempre al passo con le tecnologie e poter garantire un certo livello di trasparenza all'utente finale. È bene ricordare che il processo di ragionamento di un'intelligenza artificiale passa attraverso degli strati che non possono essere convertiti in un linguaggio capibile dall'uomo, queste condizioni servono dunque ad aumentare la fiducia di chi fornisce i dati che nonostante quest'ultimi passino attraverso la cosiddetta black box non venga fatto di essi un uso illegittimo.

Capitolo 3: L'intelligenza artificiale come strumento per ridurre le barriere linguistiche

Uno dei settori in cui l'intelligenza artificiale è entrata in maniera più prorompente è appunto il settore delle traduzioni, la capacità delle macchine di decifrare i testi, i video e la traduzione simultanea hanno avuto un notevole salto in avanti grazie al continuo perfezionamento delle AI. I primi traduttori digitali fornivano una qualità della traduzione molto bassa in quanto traducevano per segmento e questo non permetteva nella maggior parte dei casi la traduzione del significato della frase ma si limitava ad una traduzione letterale della medesima. Ora i sistemi si sono evoluti permettendo sempre di più una contestualizzazione della traduzione, avvicinandosi di fatto alle capacità di un traduttore umano.

3.1 Definizione di Machine Translation e di CAT Tool

I termini Machine Translation e “computer-assisted translation” possono suonare simili, tuttavia la differenza tra i due è significativa.

Il CAT Tool (Computer Assisted Translation) è un sistema che assiste il traduttore nella traduzione del testo, di fatto il computer non completa la traduzione ma assiste il traduttore nella traduzione per segmenti. Questo tipo di programmi si possono considerare un'AI debole in quanto non sono in grado di replicare il ragionamento umano ma semplicemente aiutano, attraverso un sistema di apprendimento supervisionato, ad ottimizzare il lavoro.

La Machine Translation, o MT, è un sistema automatico eseguito da un computer, è quindi un processo in cui nessun traduttore umano è coinvolto. Utilizza un data set bilingue e altri strumenti per creare un linguaggio utile a tradurre le frasi nel suo contesto. Questi tipi di sistemi diventano sempre più precisi man mano che internet si popola di casi da poter essere usati come esempi di apprendimento.

Con queste definizioni si capisce come i due termini, seppur simili, hanno significati distanti tra loro. I CAT Tool facilitano il lavoro di traduzione dividono ed organizzano il testo in piccoli segmenti facilmente elaborabili dal traduttore umano rendendo il processo efficiente in termini di tempo. I segmenti possono essere richiamati dal traduttore qualora la parte tradotta in precedenza corrisponda, in termini e significato all'attuale segmento di traduzione. Aiutano inoltre a ridurre gli errori in quanto i segmenti tradotti vengono salvati con la sorgente della traduzione permettendo così un continuo controllo della qualità.

Queste funzioni di assistenza al traduttore rendono questi programmi di grande aiuto nelle traduzioni di grandi porzioni di testo, il traduttore viene infatti assistito da un continuo controllo sui segmenti tradotti anche nell'uso di terminologie specifiche.

È stato precedentemente affermato che i termini seppur simili hanno significati distinti, questa linea tanto precisa si affievolisce quando si inizia a parlare dell'impiego delle machine translation. Esse lavorano infatti senza l'intervento di un traduttore umano in quanto utilizzano un data set originato dal programma stesso, questa memoria può essere originata dai documenti e dai dati ricavati dal mondo virtuale ma anche dalle memorie degli stessi CAT Tool, le MT sono infatti delle intelligenze artificiali con apprendimento non supervisionato e che quindi necessitano di un data training allo scopo di creare un proprio linguaggio ed una propria struttura di traduzione. I vantaggi di queste AI sono sicuramente il costo e la velocità, sono infatti molto più economiche dei traduttori umani e decisamente più rapide in quanto possono tradurre un testo, se corto, quasi istantaneamente. Un esempio di machine translation è sicuramente Google Translator, questo è un chiaro esempio di quanto le MT si siano evolute negli ultimi anni riducendo di molto il loro più grande difetto, l'imprecisione. Questo problema è effettivamente diminuito con gli anni senza però smettere di essere un'importantissima considerazione da fare quando ci si affida ad un MT, chi utilizza un sistema di traduzione di questo tipo è infatti propeso ad utilizzare allo stesso tempo un sistema di correzione post edizione.

3.2 Caso Welocalize

Welocalize è un'azienda statunitense nel campo delle traduzioni, venne fondata in Maryland nel 1995 da Smith e Julia Yewell. In un ventennio è diventata un'impresa a livello globale fornendo servizi di traduzione, interpretazione in 525 lingue. Acquisendo negli anni altre imprese di traduzioni come Nova Traductors i intèrprets (Barcelona), Agostini e Associati s.r.l. (Milano) e Adapt Worlwide (Gran Bretagna) Welocalize si è diversificata in diversi campi della traduzione quali marketing, biotecnologie, traduzioni nel campo farmaceutico e dell'industria scientifica. La mission aziendale è quella di fornire servizi di qualità cercando continuamente l'innovazione, seguendo questa linea guida ha dato vita nel 2019 ad una collaborazione con Google con l'obbiettivo di implementare un'intelligenza artificiale in grado di prestarsi ai vari campi nei quali l'impresa presta i suoi servizi.

3.2.1 Programmi utilizzati

Per fornire i propri servizi Welocalize ha negli anni utilizzato principalmente CAT Tool, nello specifico il programma MemoQ. Questo ha permesso e permette tuttora la creazione di una memoria collettiva di circa 1 miliardo e mezzo di parole, con l'aumento dei volumi e la continua ricerca al fine di migliorare ed ottimizzare la traduzione l'azienda sta ora, anche grazie alla collaborazione con Google, dirigendosi verso l'implementazione di un'intelligenza artificiale in grado di sostenere il continuo espandersi della domanda.

Il sistema di traduzione interna è standardizzato in tutte le filiali e tale da permettere una scelta di questo tipo senza intaccare la qualità del prodotto. Il flusso di produzione di Welocalize inizia con la richiesta dei clienti ai vari budget manager, tale richiesta è ricevuta attraverso un primo tentativo di intelligenza artificiale, Falcon. Questa è una piattaforma di gestione logistica che si dirama in maniera tale da poter gestire tutto il flusso amministrativo e contabile dei clienti e dei provider; è possibile infatti gestire, assegnare e completare un progetto richiesto dal cliente sempre attraverso la medesima interfaccia. Il sistema è riconducibile ad un'intelligenza artificiale debole in quanto l'efficacia è secondaria all'intervento di un tecnico, per questa ragione stanno provvedendo, nell'anno in corso ad un cambio di sistema per avvicinarsi di più ad un sistema di gestione basata su un AI meno dipendente dall'intervento umano.

Successivamente alla richiesta di un progetto si attiva il processo di traduzione che prevede la seguente sequenza, traduzione, post edizione e infine controllo di qualità. In questo modo, consolidato negli anni, l'azienda è riuscita a mantenere elevati standard di qualità ed attraverso la costruzione di memorie di qualità si è assicurata un database di parole capace di addestrare un AI efficiente ed efficace.

L'idea nel breve-medio periodo è, grazie all'aiuto di Google, di addestrare un sistema intelligente in grado di produrre traduzioni di qualità elevata ottimizzando i tempi e riducendo i costi. Come detto nel paragrafo delle categorie d'impresa, la parte più importante in un processo di addestramento è oltre la quantità dei dati anche la loro qualità e semplicità nel poter essere elaborati nei vari data training forniti. In quest'ottica Welocalize aveva intuito i vantaggi di possedere una così ampia base di dati e si è prefissata di mantenerne lo standard per successivamente, essere in grado di utilizzarli nella maniera ottimale.

Welocalize ha quindi deciso di intraprendere un processo di costruzione interna piuttosto che un'ottica di brown field investment, pratica piuttosto comune tra le imprese non di grandi dimensioni. Questa, come dimostra TransPerfect azienda leader nel campo delle traduzioni, è una scelta da pioneers dove è richiesto un grande impegno per mantenere un certo standard ai

traduttori che però vengono aiutati nel loro lavoro dai CAT Tool nel breve periodo per poi passare alla post edizione nel periodo di training delle machines translation in un'ottica di coopetition tra uomo e macchina.

3.3 Machine translation: Google Translate un sistema non ancora perfetto

Google Translate è una machine translation open source, questo sistema raccoglie dalla rete internet miliardi di informazioni al secondo astraendone le strutture linguistiche ed ordinandole per creare un proprio sistema di linguaggio da poter utilizzare nella traduzione di testi. Con questo esempio capiamo ancor meglio l'importanza di dare un data training ben strutturato in pasto alla nostra intelligenza artificiale in maniera tale da evitare che il sistema si confonda. GMT, Google Machine Translation, ha infatti portato alla luce la ancora limitata capacità degli algoritmi di apprendimento non supervisionato di riconoscere dati utili da dati che invece creano rumore intorno alla definizione ricercata.

L'esempio in tabella 1, ci è stato fornito da "Kraeh3n", una ricercatrice nel campo della cyber sicurezza che ricercando la traduzione di Lorem Ipsum attraverso Google Translate si è vista convertire la parola dal latino all'inglese "China". Ha quindi cominciato una ricerca per capire quale fosse la ragione ed ha visto che variando l'ordine delle parole o inserendo maiuscole e minuscole GMT le traduceva con vari significati.

VARIAZIONE	TRADUZIONE INGLESE
lorem ipsum	China
ipsum lorem	the Internet
Lorem Ipsum	NATO
Ipsum Lorem	the Company
lorem lorem	China's Internet
Lorem lorem	Business on the Internet
Lorem Lorem	Home Business
ipsum ipsum	exam
Ipsum ipsum	it is
Ipsum Ipsum	the same

Tabella 1: caso individuato da "Kraeh3n".

Questo perché Google Translate funziona utilizzando una ricerca di tipo crowdsourcing⁹ e per la lingua latina non esistono tutti questi dati da poter creare un database adatto ad una traduzione soddisfacente. La prima teoria, anche per la natura delle parole, fu quella di un cospirazione

⁹ Processo dove si ottengono le informazioni attraverso una lista di tutte le volte che questa informazione viene utilizzata, principalmente via internet

che tuttavia si rivelò infondata anche dato il fatto che venne poi individuata la vera ragione di queste strane traduzioni.

La macchina non riconoscendo in un primo momento l'importanza o meno di questi dati ottenuti attraverso il crowdsourcing aveva ritenuto che le componenti di un contest di crittografici tenutosi a Las Vegas fossero da considerare come veritiere al fine di poter tradurre dal latino. Si è infatti scoperto che nel corso del contest uno degli enigmi da risolvere fosse un poema codificato con soli Lorem Ipsum che una volta inserito nel traduttore di Google sarebbe stato convertito in: "Let's see if / We give / Pussicat Dolls / The Free Love / It can be used / Our goal is ame / Our goal is to / vehicle dimensions / Free of pain / China, elsewhere / Free Internet / China loves / NATO".

Il bug è stato ora risolto, per cui se si cerca Lorem Ipsum non verrà fuori alcuno dei risultati sopra riportati, ma è stato un esempio di come ancora le MT non siano in grado di costruirsi una memoria di traduzione senza l'intervento umano.

3.4 Assistenti intelligenti

Un altro esempio tra i più importanti è quello appunto degli assistenti nei sistemi operativi di computer e cellulari. Quante volte abbiamo interrogato i vari Cortana, Siri, Alexa o Google home e ci siamo sentiti rispondere coerentemente alla domanda posta?

Queste interfacce intelligenti erano fino ad una decina di anni fa quasi impensabili in quanto potevano ricevere istruzioni però senza avere la capacità di emettere un output più complesso della mera richiesta. Negli ultimi cinque anni è iniziata invece una transizione verso le interfacce vocali e i vari assistenti stanno ora iniziando a far parte della nostra quotidianità. Questo cambio di tendenza è dovuto anche al fatto che Amazon come Google hanno pensato che fosse più facile per gli utenti utilizzare queste funzioni in casa in quanto andare in giro per la strada ordinando al telefono cosa fare sarebbe risultato, almeno per i primi periodi piuttosto da impacciati. Apple con Siri è infatti da diversi anni che sta procedendo su quest'ottica senza però aver considerato l'ambiente casa come punto di contatto principale con l'utente. Il settore casa è stato quindi esplorato per primo da Amazon che nel 2014 entra nelle case con il suo Amazon Echo, mentre Google lo seguirà a ruota nel 2016 con Google Home. Alexa è attualmente molto più all'avanguardia dell'assistente di Google che tuttavia possedendo una forte ricerca globale non impiegherà molto a mettersi al passo, soprattutto dato il fatto che Google Assistant ha come canale diffusione oltre al dispositivo casalingo cellulari, tablet, computer, TV e smart-watch. Solo ultimamente Apple è entrata nel mercato casalingo con

HomePod centrandosi più sulla qualità del suono e della riproduzione della voce che sulle attività di assistenza proprie anche di Alexa e Google Assistant, in quanto non è ancora in grado di competere nelle funzioni intelligenti. La caratteristica principale dei vari assistenti è quella del riconoscimento vocale, questa funzione deve essere implementata in maniera tale da poter sopportare una conversazione normale e soprattutto deve essere capace di interfacciarsi ai diversi mercati e quindi alle diverse lingue. In quest'ottica Google è sicuramente più avvantaggiata di Amazon in quanto possiede un database di lingue in grado di supportare circa 370 lingue, in questo modo è capace di entrare nei mercati in maniera più tranquilla rispetto ad Amazon che dal canto suo prosegue con una strategia più controllata, questa è anche la ragione dell'entrata così in ritardo di Amazon echo nei mercati italiani.

Conclusioni

In questo documento sono state analizzate le intelligenze artificiali dalle loro origini fino al loro attuale stato di utilizzo, seguendone lo sviluppo tecnologico e individuando i settori maggiormente interessati dalla loro applicazione. È stata individuata, attraverso casi pratici, la cooperazione - competizione come elemento principale nella coesistenza lavorativa tra le risorse umane operanti nel mercato del lavoro e le intelligenze artificiali che vengono via via introdotte nel contesto operativo. Questo delicato equilibrio potrebbe rompersi in futuro, dato il sempre maggior utilizzo delle AI in postazioni client-facing o dove sono richiesti caratteri emotivi e relazionali propri dell'essere umano, ampliando di fatto il loro raggio di utilizzo dagli oramai consolidati impieghi in ambienti con lavori meccanici o di problem solving a livello logistico. Attraverso l'analisi di alcuni articoli ciò che si evidenzia è il fatto che le AI potrebbero essere una soluzione al processo di invecchiamento del genere umano muovendo quindi l'equilibrio più verso la cooperazione che la competizione. La riduzione mondiale della natalità negli ultimi ha infatti ridotto, è ridurrà ancora, la popolazione in età lavorativa creando un gap nella popolazione lavorativa che difficilmente potrà essere colmato dall'attuale tendenza; in quest'ottica le AI verranno impiegate per mantenere costante il prodotto interno lordo dei paesi, ne sono un esempio Germania, Italia e Giappone dove il declino della popolazione in questa età è più marcato. Tra i vari settori, quello delle traduzioni è stato approfondito in particolar modo, ad oggi si ha un rapporto di collaborazione tra macchina e traduttore umano, ma è possibile pensare ad un futuro dove le macchine prenderanno definitivamente il controllo nel mondo delle traduzioni?

Un recente studio americano ha constatato che il 41% degli intervistati teme di perdere il proprio posto di lavoro nei prossimi 5-15 anni a causa dell'intelligenza artificiale. I processi di autoapprendimento, vedi apprendimento non supervisionato, sono infatti in continuo miglioramento tant'è che è Google a dire che l'accuratezza delle traduzioni va da un minimo del 58% (cifra relativa alle traduzioni dal cinese) ad un massimo dell'87% (inglese e spagnolo), è un range che giusto qualche anno fa sarebbe stato impensabile. Tuttavia, nonostante questo miglioramento, il momento di mandare i traduttori in "pensione anticipata" è ancora distante, il fattore umano, infatti, è ancora quell'elemento che permette alla risorsa di non entrare in un'effettiva competizione con la macchina in quanto ad oggi permette di non perdere il significato emotivo della frase.

Una machine translation opera infatti individuando le parole ed utilizzando la migliore traduzione sintattica possibile; questo è dovuto al fatto che la maturità di questi programmi non è ancora tale da raggiungere livelli in grado di assegnare un valore emotivo alle traduzioni. Valore che, invece, viene colto all'istante, dal traduttore umano, preferendo così, ad una traduzione letterale, un termine magari sintatticamente più scorretto ma che una volta inserito nel contesto rende meglio l'idea espressa dall'autore originale.

Che un giorno le intelligenze artificiali arriveranno ad eguagliare il nostro livello di comprensione è certo, questo però può essere un impulso per un'evoluzione del nostro linguaggio che lo porti ad essere sempre più personale e originale in modo tale da fuggire alla possibilità di essere decodificati dalle AI. Con questa idea è possibile giungere ad un equilibrio nel quale risorse umane e vantaggi delle intelligenze artificiali coopereranno ad un livello tale che, le seconde, non saranno più viste come una minaccia ma come un aiuto atto a supportare e migliorare le abilità richieste nei compiti, ottimizzare le azioni e risolvere i problemi che sorgeranno.

Fonti bibliografiche e sitografia

Artificial Intelligence At The Service Of The Citizens, Marzo 2018. Italia: Agenzia per l'Italia digitale.

Ballola, G.C.,2017. *Deep learning: dove vanno i sistemi intelligenti* [online]. 18 Luglio 2017. Disponibile su <<https://www.zerounoweb.it/analytics/deep-learning-dove-vanno-i-sistemi-intelligenti/>> [Data di accesso: 25/05/2019].

Bartolome, D.,2018. *2018: The Year of Artificial Intelligence in Translation*. 16 Gennaio 2018. Disponibile su: <<https://www.transperfect.com/blog/the-year-of-AI-translation>> [Data di accesso: 26/05/2019]

Boldrini, N., 2019. *Cos'è l'Intelligenza Artificiale, perché tutti ne parlano e quali sono gli ambiti applicativi* [online]. 1 Marzo 2019. Disponibile su <<https://www.ai4business.it/intelligenza-artificiale/intelligenza-artificiale-cose/>> [Data di accesso: 15/04/2019].

Commissione Europea. *Che cosa disciplina il regolamento generale sulla protezione dei dati?*. Disponibile su <https://ec.europa.eu/info/law/law-topic/data-protection/reform/what-does-general-data-protection-regulation-gdpr-govern_it> [Data di accesso: 10/06/2019]

Davies, S., 2018. *Artificial Intelligence Is Changing The Translation Industry. But Will It Work?*. 6 Luglio 2018. Disponibile su <www.digitalistmag.com/digital-economy/2018/07/06/artificial-intelligence-is-changing-translation-industry-but-will-it-work-06178661> [Data di accesso: 08/06/2019]

Ding, J., Triolo, P., 2018. *Translation: Excerpts from China's 'White Paper on Artificial Intelligence Standardization'*. 20 Giugno 2018.

Mallett, W., 2014. *The Search for Meaning in a Cryptic Google Translation of Untranslatable Words* [online]. 25 Agosto 2014. Disponibile su <https://motherboard.vice.com/en_us/article/xywvgw/the-search-for-meaning-in-a-cryptic-google-translation> [Data di accesso: 15/04/2019].

McKinsey Global Institute, 2017. *A future that works: automation, employment, and productivity*. Gennaio 2017.

MIT Sloan Management Review and The Boston Consulting Group, 2017. *Reshaping Business With Artificial Intelligence*. Settembre 2017.

Multilayer perceptron example. San Francisco: GitHub, Inc. <https://github.com/rcassani/mlp-example>

Murano, A., 2008. *Macchine di Turing*. Lezione 3 A.A. 2008-2009, Università di Napoli, Facoltà di informatica. Disponibile su <<http://people.na.infn.it/~murano/COMP1011/III.pdf>>.

Smeraldi, G., 2011. *Introduzione alle reti neurali*. Capitoli 1-2.1.1-2.1.2, Università degli Studi e Politecnico di Torino, Facoltà di informatica. Disponibile su <<http://www.emernet.it/TR9601.htm>> [Data di accesso: 26/05/2019]

TRANSPERFECT'S TECHNOLOGY TEAM, 2017. *Why Automated Translation Platforms Cannot Fully Replace Humans*. New York: TransPerfect. Disponibile su <www.transperfect.com/blog/why-automated-translation-cannot-replace-humans> [Data di accesso: 26/05/2019]