

White Paper **Intelligenza Artificiale**

Marzo 2024

Rivista.AI





White Paper Intelligenza Artificiale

Marzo 2024



A cura di

Fabio Ricceri ha tre decenni di esperienza nei settori di internet, della comunicazione e del marketing digitale. Il suo percorso professionale si è sviluppato in aziende del settore dell'editoria e delle telecomunicazioni, dove ha contribuito, tra le altre cose, al lancio di importanti realtà come Tin.it ed Excite Italia. Membro della Fondazione per la Sostenibilità Digitale, lavora attualmente per Il Sole 24 ORE, dove si occupa di digital per la concessionaria di pubblicità. Il suo impegno costante nello studio dell'evoluzione digitale lo ha portato alla creazione di Rivista.AI, un blog dedicato all'analisi della trasformazione digitale dei sistemi di Intelligenza Artificiale.

Contenuti

Premessa

Comprendere, sviluppare e utilizzare l'Intelligenza Artificiale in modo responsabile

Capitolo 1

Introduzione all'ecosistema dell'Intelligenza Artificiale

Capitolo 2

Intelligenza Artificiale e machine learning

Capitolo 3

Il deep learning e le reti neurali

Conclusioni

Sfide future: promuovere una cultura della fiducia nell'AI



Comprendere, sviluppare e utilizzare l'AI in modo responsabile

L'Intelligenza Artificiale (AI) è una delle tecnologie più trasformative del nostro tempo. Ha le potenzialità per migliorare la vita di miliardi di persone, accrescere le capacità umane e risolvere alcune delle sfide più importanti che l'umanità si trova ad affrontare.

D'altra parte, l'AI ci pone di fronte a dei rischi e a delle sfide significative: l'impatto sociale, le incertezze legali, i limiti tecnici e i dilemmi etici sono effetti dirompenti che vanno analizzati e studiati con attenzione per far sì che l'Intelligenza Artificiale sia sviluppata e utilizzata in modo da rispettare la protezione dei diritti umani e promuovere il benessere della persona.

Per fare questo e per comprendere l'Intelligenza Artificiale e il suo vero potenziale, è necessario capire bene come funziona questa tecnologia e quali sono le sue implicazioni per le persone, le aziende e la società in generale.

Questo white paper intende fornire una panoramica completa e accessibile dell'ecosistema dell'Intelligenza Artificiale, dai suoi fondamenti e metodi alle sue applicazioni e implicazioni. Si rivolge a tutti coloro che desiderano saperne di più sull'AI, siano essi studenti, ricercatori, operatori o semplici curiosi.



Capitolo 1: Introduzione all'ecosistema dell'Intelligenza Artificiale

Cos'è l'Intelligenza Artificiale e perché è importante

L'Intelligenza Artificiale (AI) è un termine ampio che comprende la scienza e l'ingegneria della creazione di macchine e software intelligenti in grado di svolgere compiti che normalmente richiedono l'intelligenza e le capacità umane.

L'Intelligenza Artificiale non è una singola tecnologia, ma piuttosto un insieme di metodi, strumenti e applicazioni che abbracciano diversi ambiti e discipline: l'informatica, la matematica, la statistica, la psicologia, la linguistica, la filosofia, le scienze umane e la biologia.

L'IA è stata per diverso tempo oggetto

Definizione di Intelligenza Artificiale

L'Intelligenza Artificiale (AI) è il campo dell'informatica che studia e sviluppa sistemi in grado di svolgere compiti che normalmente richiedono l'intelligenza umana, come l'apprendimento, il ragionamento, la risoluzione di problemi e l'uso del linguaggio.

di fascino e speculazione, ma solo a metà del XX secolo è emersa come campo formale di studio e ricerca, grazie allo sviluppo del computer digitale e alla formalizzazione dei concetti di calcolo, informazione e logica.

Da allora, l'Intelligenza Artificiale ha compiuto notevoli progressi e conquiste, dalla dimostrazione di teoremi matematici e dal gioco degli scacchi, al riconoscimento di volti e voci, alla generazione di linguaggio naturale e immagini, alla guida di automobili e alla diagnosi di malattie.

L'AI è anche una forza dirompente e trasformativa che sta rimodellando il mondo e la società in modi profondi.

Questa nuova tecnologia ha infatti il potenziale per potenziare le capacità umane, migliorare l'efficienza e la produttività, creare nuove opportunità di business, sviluppare nuovi mercati e risolvere alcune delle sfide globali più importanti.

Tuttavia occorre sottolineare come l'AI ci ponga di fronte a rischi che vanno gestiti con grande attenzione, come la trasparenza e la privacy, nonché la presenza di eventuali pregiudizi nei dati con cui gli algoritmi vengono addestrati.

È quindi essenziale comprendere la natura, la storia e i possibili sviluppi futuri, nonché le sue implicazioni e applicazioni nel contesto dell'ecosistema digitale.

Come si è evoluta l'AI e dove sta andando

La storia dell'Intelligenza Artificiale può essere suddivisa in diverse fasi, ciascuna caratterizzata da obiettivi, approcci, risultati e sfide differenti.

La seguente cronologia riassume alcune delle pietre miliari e degli eventi chiave nell'evoluzione dell'AI:

1950

Alan Turing propone il test di Turing come criterio per valutare l'intelligenza delle macchine

1956

John McCarthy conia il termine "intelligenza artificiale" e organizza la prima conferenza sull'AI al Dartmouth College

1957

Frank Rosenblatt inventa il perceptron, un semplice modello di rete neurale per il riconoscimento dei modelli

1961

Il primo robot industriale, Unimate, viene installato in uno stabilimento della General Motors

1965

Joseph Weizenbaum sviluppa ELIZA, un programma di elaborazione del linguaggio naturale che simula uno psicoterapeuta

1969

Marvin Minsky e Seymour Papert pubblicano *Perceptrons*, un libro che critica i limiti delle reti neurali a causa del quale segue un periodo di riduzione dei finanziamenti e dell'interesse per la ricerca sull'Intelligenza Artificiale

1972

Viene sviluppato il primo robot mobile autonomo, Shakey, presso lo Stanford Research Institute

1975

Alla Stanford University viene sviluppato il primo sistema esperto per l'analisi chimica, DENDRAL

1979

Stanford Cart, il primo sistema di visione computerizzata è in grado di navigare autonomamente in una stanza.

1980

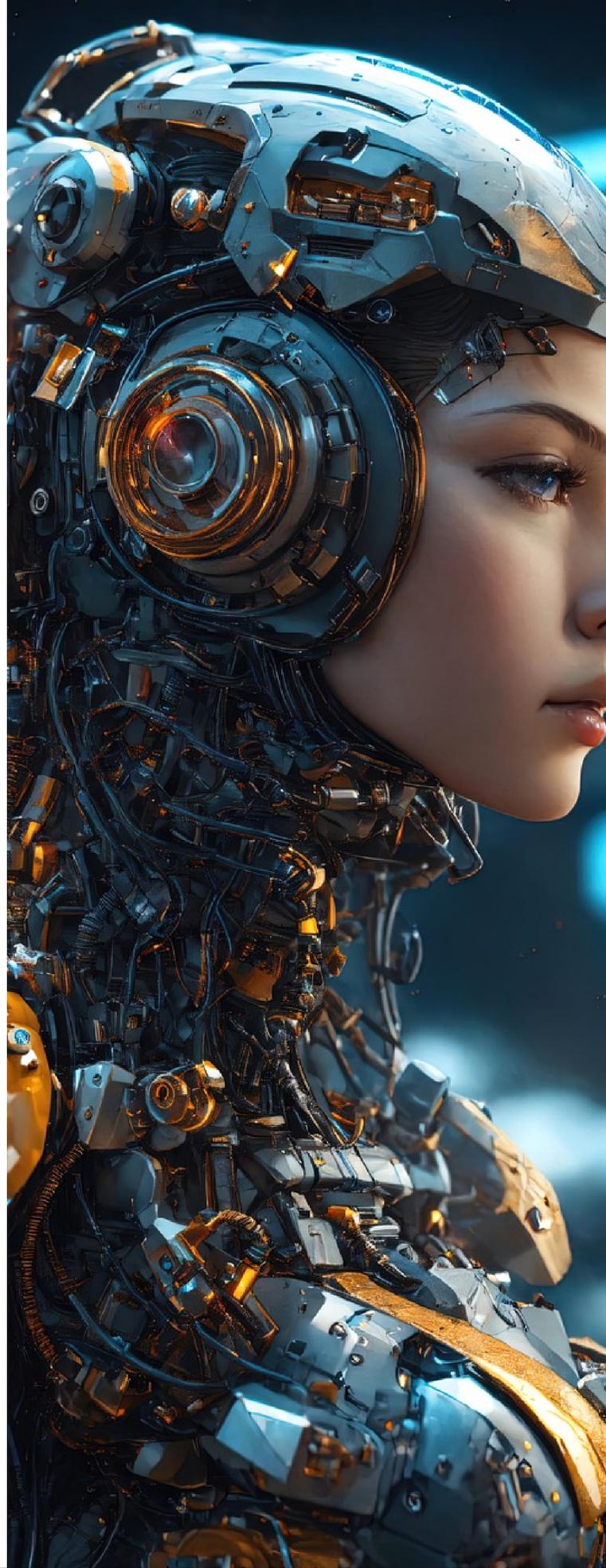
Il governo giapponese lancia il progetto Fifth Generation Computer Systems, un piano decennale per sviluppare una nuova generazione di computer AI

1983

Il governo britannico avvia il Programma Alvey, un piano quinquennale per sostenere la ricerca e lo sviluppo dell'AI

1985

Terry Sejnowski e Charles Rosenberg sviluppano il primo chip per reti neurali, NETtalk



1987

il primo sistema esperto commerciale, XCON, viene utilizzato dalla Digital Equipment Corporation per la configurazione dei sistemi informatici

1991

Il Dipartimento della Difesa degli Stati Uniti avvia la Strategic Computing Initiative, un piano quinquennale per far progredire l'Intelligenza Artificiale e il calcolo ad alte prestazioni

1997

Deep Blue di IBM sconfigge il campione mondiale di scacchi Garry Kasparov

2009

Google lancia Google Brain, un progetto di ricerca sull'apprendimento profondo guidato da Andrew Ng e Jeff Dean

2011

Watson di IBM vince il quiz Jeopardy! contro campioni umani

2012

AlexNet, una rete neurale convoluzionale profonda, vince l'ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge, una svolta per la computer vision

2014

Google acquisisce DeepMind, un'azienda leader nel campo dell'intelligenza artificiale fondata da Demis Hassabis, Shane Legg e Mustafa Suleyman

2015

Microsoft rilascia Cortana, un assistente virtuale che utilizza l'elaborazione del linguaggio naturale e il riconoscimento vocale.

2014

AlphaGo, un programma di deep reinforcement learning sviluppato da DeepMind, sconfigge il campione mondiale di Go Lee Sedol.

2017

OpenAI rilascia ChatGPT, un modello linguistico di grandi dimensioni in grado di generare testi coerenti e fluenti

2022

OpenAI rilascia ChatGPT-3, con una capacità di 175 miliardi di parametri di apprendimento automatico.

2023

L'AI diventa argomento mainstream con App come Midjourney, Dall-E, Bard e simili



Il futuro dell'IA è difficile da prevedere, ma alcune delle possibili direzioni e tendenze includono:

1. Intelligenza artificiale generale (AGI), la capacità di una macchina di eseguire qualsiasi compito intellettuale che può svolgere un essere umano, e superintelligenza artificiale (ASI), la capacità di una macchina di superare l'intelligenza e le capacità umane;
2. AI spiegabile (XAI), la capacità di una macchina di fornire spiegazioni comprensibili e trasparenti per le proprie decisioni e azioni, soprattutto per applicazioni delicate e ad alto rischio;
3. AI etica, lo sviluppo e l'uso dell'AI in modo da rispettare i valori umani, proteggere i diritti umani e promuovere il benessere umano;
4. AI responsabile, la regolamentazione dell'IA per garantirne la responsabilità, l'equità, la sicurezza e la protezione dei dati;
5. AI incentrata sull'uomo, la progettazione e l'integrazione dell'AI che migliora le capacità umane, potenzia la creatività umana e promuove la collaborazione;
6. Intelligenza emotiva artificiale (Artificial emotional intelligence, AEI), la capacità di una macchina di percepire, comprendere e rispondere alle emozioni umane, nonché di esprimere le proprie emozioni;
7. Intelligenza sociale artificiale (ASI), la capacità di una macchina di interagire e comunicare con altre macchine e con gli esseri umani in modo naturale e sociale;
8. Intelligenza creativa artificiale (ACI), la capacità di una macchina di generare idee, prodotti e soluzioni nuove e di valore.

Quali sono i diversi tipi di Intelligenza Artificiale e come si inseriscono nell'ecosistema digitale?

L'Intelligenza Artificiale non è una tecnologia monolitica o omogenea, ma un campo ampio ed eterogeneo che comprende vari tipi, metodi e applicazioni. Alcuni dei modi comuni per classificare l'AI sono basati sulle sue capacità, funzionalità, modalità e architetture.

In base alle sue capacità, l'AI può essere classificata in tre livelli:

- 1. L'Intelligenza Artificiale ristretta (ANI)**, si riferisce a sistemi in grado di eseguire compiti o funzioni specifiche, spesso più velocemente e meglio degli esseri umani, ma non in grado di generalizzare o trasferire le proprie capacità ad altri domini o contesti. Esempi sono il riconoscimento di immagini, il riconoscimento vocale, l'elaborazione del linguaggio naturale e i sistemi esperti;
- 2. L'Intelligenza Artificiale generale (AGI)**, si riferisce a sistemi in grado di apprendere, pensare ed eseguire un'ampia gamma di compiti in diversi ambiti e contesti, a un livello simile o superiore a quello umano. Esempi di IA sono i robot simili all'uomo, i chatbot e gli assistenti virtuali;
- 3. La super Intelligenza Artificiale (ASI)**, si riferisce a sistemi in grado di superare l'intelligenza e le capacità umane in tutti i domini e contesti. Un esempio è l'emergere di un'IA autoconsapevole e auto-migliorante che trascende il controllo e la comprensione umana.



In base alle sue **funzionalità**, l'AI può essere classificata in quattro livelli:

- 1. Macchine reattive**, che sono sistemi di Intelligenza Artificiale in grado di rispondere a stimoli o input esterni in tempo reale, ma non possono memorizzare o utilizzare informazioni o esperienze passate per imparare o migliorare. Esempi di macchine reattive sono Deep Blue di IBM e AlphaGo di Google;
- 2. Memoria limitata**: si tratta di sistemi di Intelligenza Artificiale che possono memorizzare e utilizzare le informazioni o le esperienze passate per apprendere o migliorare le proprie prestazioni in compiti o funzioni specifiche, ma non possono generalizzare o trasferire le proprie competenze ad altri ambiti o

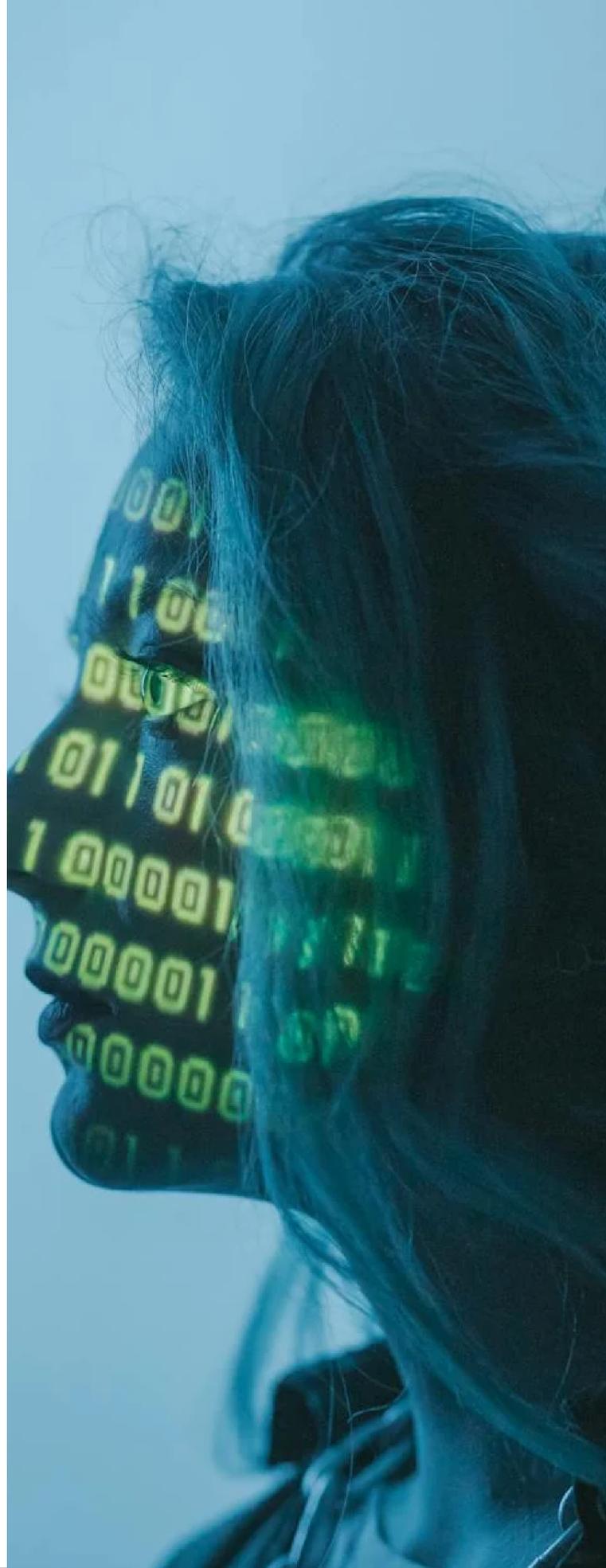
contesti. Esempi di memoria limitata sono le auto a guida autonoma, i sistemi di riconoscimento facciale e i sistemi di raccomandazione.

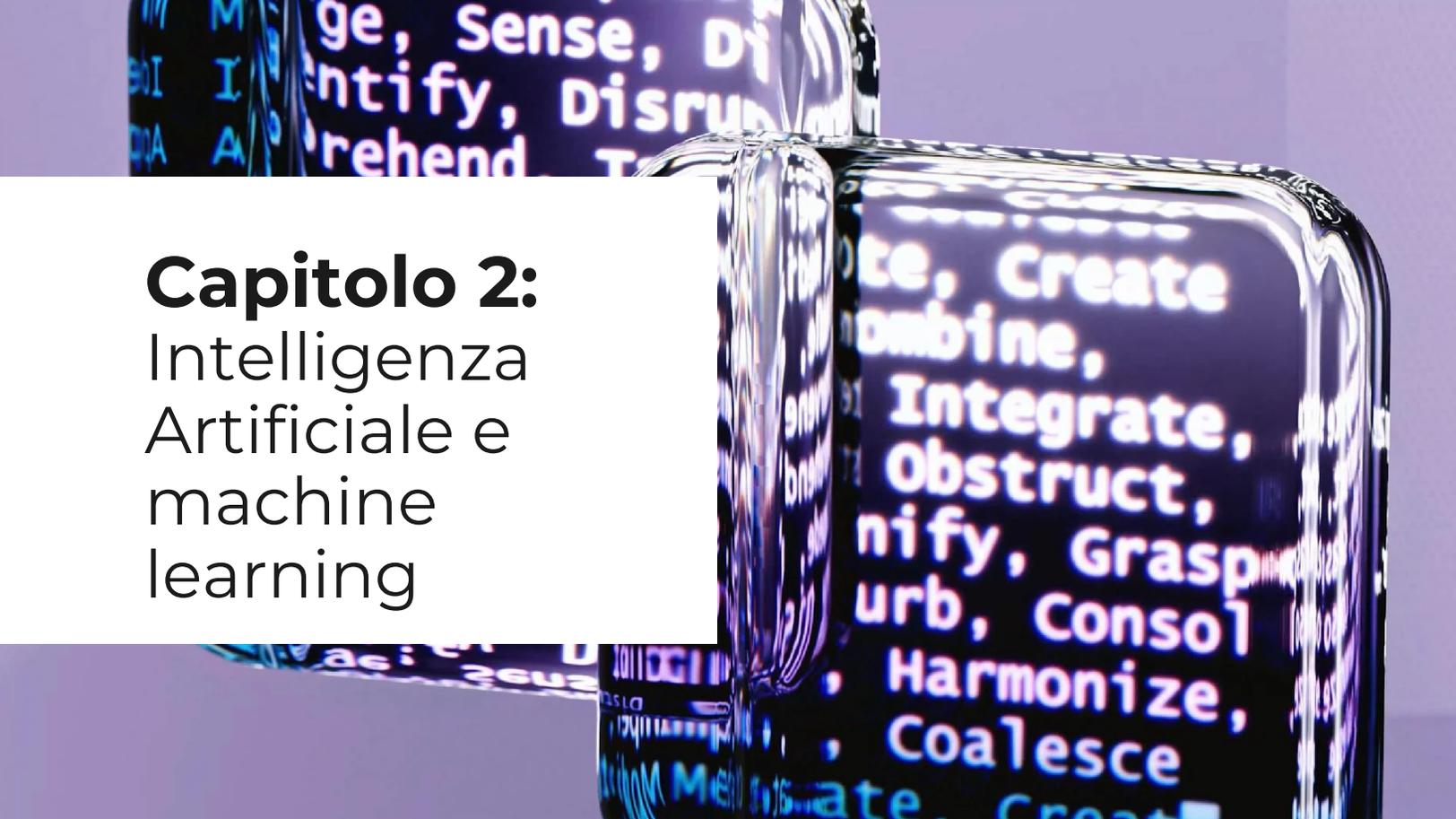
- 3. Teoria della mente**, ovvero sistemi di Intelligenza Artificiale in grado di percepire, comprendere e rispondere alle emozioni, alle intenzioni e alle convinzioni di altri agenti, siano essi esseri umani o macchine, nonché di eseguire i compiti o le funzioni delle macchine a memoria limitata. Esempi di teoria della mente sono i robot sociali, i chatbot empatici e i sistemi di affective computing.
- 4. Autocoscienti**, ovvero sistemi di Intelligenza Artificiale in grado di riconoscere ed esprimere le proprie emozioni, inten-

zioni e convinzioni, nonché di avere un senso di sé e di identità, e di svolgere i compiti o le funzioni delle macchine con teoria della mente. Esempi di autocoscienza sono scenari ipotetici come macchine coscienti, personalità artificiali e forme di vita artificiali.

In base alle sue **modalità**, l'AI può essere classificata in quattro tipologie:

- 1. Visione artificiale**, ovvero la capacità dei sistemi di Intelligenza Artificiale di percepire, elaborare e comprendere informazioni visive, come immagini, video e grafica. Esempi di computer vision sono il rilevamento di volti, il riconoscimento di oggetti, la segmentazione di scene e il riconoscimento ottico dei caratteri;
- 2. Riconoscimento vocale**, ovvero la capacità dei sistemi di Intelligenza Artificiale di percepire, elaborare e comprendere informazioni uditive, come il parlato, i suoni e la musica. Esempi di riconoscimento vocale sono il speech-to-text, il text-to-speech, l'identificazione del parlante e la clonazione vocale;
- 3. Elaborazione del linguaggio naturale**, ovvero la capacità dei sistemi di intelligenza artificiale di percepire, elaborare e comprendere informazioni testuali, come parole, frasi e documenti. Esempi di elaborazione del linguaggio naturale sono la traduzione automatica, l'analisi del sentiment, la sintesi di testi e la generazione di linguaggio naturale.
- 4. Apprendimento automatico**, ovvero la capacità dei sistemi di intelligenza artificiale di apprendere dai dati e dall'esperienza, senza programmazione esplicita o intervento umano.





Capitolo 2: Intelligenza Artificiale e machine learning

Che cos'è l'apprendimento automatico e come si differenzia dalla programmazione tradizionale?

L'apprendimento automatico (ML) è un sottoinsieme dell'AI che si concentra sulla capacità delle macchine di apprendere dai dati e dall'esperienza, senza programmazione esplicita o intervento umano.

L'apprendimento automatico si basa sull'idea che le macchine possano migliorare le loro prestazioni in compiti o funzioni specifiche trovando modelli, estraendo intuizioni e facendo previsioni dai dati, piuttosto che seguire regole o istruzioni predefinite.

La programmazione tradizionale, invece, si basa sull'idea che le mac-

chine possano eseguire compiti o funzioni specifiche seguendo regole o istruzioni esplicite fornite da programmatori umani. La programmazione tradizionale richiede una specificazione chiara e completa del problema, degli input, degli output e dell'algoritmo che lo risolve. Presuppone inoltre che il problema sia ben definito, deterministico e stabile e che l'input e l'output siano strutturati e coerenti.

La differenza principale tra il machine learning e la programmazione tradizionale è che il ML è guidato dai dati, mentre la programmazione tradizionale è guidata dalle regole.

Il ML si basa sui dati per imparare e migliorare, mentre la programmazione tradizionale si basa su regole per eseguire e controllare. Il ML può gestire problemi complessi, incerti e dinamici, mentre la programmazione tradizionale può gestire problemi semplici, certi e statici. Il ML può gestire dati eterogenei e non strutturati, mentre la programmazione tradizionale può gestire dati strutturati e omogenei.

Quali sono i principali tipi di apprendimento automatico e come funzionano?

Esistono tre tipi principali di apprendimento automatico: apprendimento supervisionato, apprendimento con rinforzo e apprendimento non supervisionato.

Ogni tipo di apprendimento automatico ha un obiettivo, un approccio e un ambito di applicazione diversi.

Apprendimento supervisionato

L'apprendimento supervisionato è il tipo di apprendimento automatico più comune e diffuso. L'apprendimento supervisionato mira ad apprendere una funzione che mappa un input in un output, sulla base di un insieme di esempi etichettati. L'apprendimento supervisionato può essere utilizzato per compiti come la classificazione, la regressione e la classificazione.

Nell'apprendimento supervisionato, alla macchina viene fornito un insieme di

coppie ingresso-uscita, chiamato dati di addestramento, in cui ogni ingresso è associato a un'uscita corretta o desiderata, chiamata etichetta. La macchina apprende una funzione, chiamata modello, in grado di approssimare la relazione tra l'input e l'output, sulla base dei dati di addestramento.

La macchina utilizza quindi il modello per fare previsioni o prendere decisioni su input nuovi o non visti, chiamati dati di prova.

Il flusso di lavoro dell'apprendimento supervisionato consiste nelle seguenti fasi:

Raccolta dei dati: la prima fase consiste nel raccogliere e preparare i dati che saranno utilizzati per l'addestramento e il test del modello. I dati devono essere pertinenti, rappresentativi e affidabili per il problema e il compito. I dati devono anche essere puliti, formattati e preelaborati per rimuovere informazioni false, valori errati, valori mancanti e incongruenze;

Suddivisione dei dati: La seconda fase consiste nel dividere i dati in due o più sottoinsiemi: l'insieme di formazione, l'insieme di validazione e l'insieme di test. L'insieme di formazione viene utilizzato per addestrare il modello, l'insieme di validazione viene utilizzato per mettere a punto i parametri del modello e selezionare il modello migliore, mentre l'insieme di test viene utilizzato per valutare le prestazioni del modello e la generalizzazione.

La suddivisione dei dati deve avvenire in modo casuale e proporzionale, per evitare distorsioni e overfitting.

Selezione del modello: la terza fase consiste nel selezionare il tipo e la struttura del modello che verrà utilizzato per apprendere la funzione. La selezione del modello dipende dal tipo e dalla complessità dei dati, dal tipo e dalla difficoltà del compito e dalle risorse computazionali disponibili. Alcuni dei tipi di modelli più comuni sono i modelli lineari, gli alberi decisionali, le reti neurali e le macchine a vettori di supporto.

Addestramento del modello: la quarta fase consiste nell'addestrare il modello utilizzando il set di addestramento. L'addestramento del modello consiste nel trovare i valori ottimali dei parametri del modello, chiamati pesi, in grado di minimizzare una misura predefinita di errore o perdita, chiamata funzione di costo, tra l'output del modello e l'output reale. L'addestramento del modello può essere effettuato utilizzando vari algoritmi di ottimizzazione, come la discesa del gradiente, la discesa stocastica del gradiente o gli algoritmi genetici.

Valutazione del modello: la quinta fase consiste nel valutare il modello utilizzando il set di validazione e il set di test. La valutazione del modello consiste nel misurare l'accuratezza e la qualità dell'output del modello, rispetto all'output vero, utilizzando varie metriche, come l'accuratezza, la precisione, il richiamo, il punteggio F1, l'errore quadratico medio o l'errore quadratico medio. La valutazione del modello può anche comportare il confronto delle prestazioni di diversi modelli, utilizzando tecniche come la convalida incrociata, il bootstrap o l'inferenza bayesiana.

Distribuzione del modello: la sesta e ultima fase consiste nel distribuire il modello per l'uso nel mondo reale. La distribuzione del modello comporta l'integrazione dello stesso con il sistema o l'applicazione esistente e la sua messa a disposizione degli utenti finali o dei clienti. La distribuzione del modello comporta anche il monitoraggio, la manutenzione del modello e il suo aggiornamento quando necessario, per garantirne l'affidabilità e la validità.



L'apprendimento supervisionato presenta molti vantaggi e applicazioni.

Può apprendere funzioni complesse e non lineari dai dati, senza richiedere regole o istruzioni esplicite.

Può gestire dati errati, incompleti e incoerenti, utilizzando varie tecniche come la regolarizzazione, l'imputazione e lo smoothing.

Può risolvere un'ampia gamma di compiti, come il riconoscimento delle immagini, il riconoscimento vocale, l'elaborazione del linguaggio naturale, l'analisi del sentiment, il rilevamento dello spam, il rilevamento delle frodi e i sistemi di raccomandazione.

Tuttavia, l'apprendimento supervisionato presenta anche alcune limitazioni e sfide. Richiede infatti una grande quantità di dati etichettati, che possono essere costosi, lunghi e laboriosi da ottenere. Può soffrire di overfitting, ovvero il problema di apprendere gli errori o le specificità dei dati di addestramento, piuttosto che i modelli generali o la funzione sottostante, con conseguente scarsa generalizzazione e prestazioni su dati nuovi o non visti. Può, inoltre, soffrire di bias, ovvero il problema dell'apprendimento di una funzione influenzata da assunzioni, preferenze o pregiudizi dei dati o del modello, con conseguenti risultati ingiusti o decisioni inaccurate.

Apprendimento rinforzato

L'apprendimento rinforzato o per rinforzo (RL) è una tecnica di apprendimento automatico (ML) che addestra il software a prendere decisioni per ottenere i risultati migliori. Imita il processo di apprendimen-

to per tentativi ed errori che gli esseri umani utilizzano per raggiungere i loro obiettivi.

Nell'apprendimento per rinforzo, la macchina non riceve esempi etichettati, ma interagisce con un ambiente in cui può osservare lo stato corrente, scegliere un'azione e ricevere una ricompensa.

La macchina in questo modo apprende una regola o una strategia in grado di determinare l'azione migliore da intraprendere in ogni stato, in base alla ricompensa.

L'apprendimento per rinforzo presenta molti vantaggi e applicazioni. Può ad esempio imparare per tentativi ed errori, senza richiedere alcuna supervisione o feedback, se non il segnale di ricompensa. Può gestire ambienti dinamici e incerti, adattando e migliorando le proprie azioni nel tempo.

Tuttavia, l'apprendimento per rinforzo presenta anche alcune limitazioni e sfide. In particolare, i metodi RL generano autonomamente dati di addestramento interagendo con l'ambiente. Pertanto, la velocità di raccolta dei dati è limitata dalle dinamiche dell'ambiente. Gli ambienti con elevata latenza rallentano la curva di apprendimento.

Apprendimento non supervisionato

L'apprendimento non supervisionato è un tipo di apprendimento automatico che mira ad apprendere una rappresentazione o una struttura dei dati, senza etichette o premi. L'apprendimento non supervisionato può essere utilizzato per compiti quali il clustering, la riduzione della dimensionalità



Capitolo 3:

Il deep learning e le reti neurali

Che cos'è il deep learning e come sta alimentando l'approccio moderno all'Intelligenza Artificiale

Il deep learning è un sottoinsieme dell'apprendimento automatico che utilizza reti neurali con più livelli, o reti neurali profonde, per apprendere funzioni complesse e non lineari dai dati. Il deep learning sta alimentando l'approccio moderno all'Intelligenza Artificiale, in quanto è in grado di ottenere risultati all'avanguardia in diversi settori e attività, come la visione artificiale, l'elaborazione del linguaggio naturale, il riconoscimento vocale e la modellazione generativa.

Il deep learning si ispira alla struttura e al funzionamento delle reti neurali biologiche del cervello, costituite da

miliardi di neuroni interconnessi che elaborano e trasmettono informazioni. Allo stesso modo, le reti neurali profonde sono costituite da neuroni artificiali, o unità, disposti in strati e collegati da pesi, o parametri, che determinano la forza e la direzione del flusso di informazioni. Ogni unità può eseguire un calcolo semplice, come una combinazione lineare dei suoi ingressi, seguita da una funzione di attivazione non lineare, come una sigmoide, una tanh o una ReLU. L'output di ogni unità può essere passato allo strato successivo, finché lo strato finale non produce l'output desiderato, come una previsione, una decisione o una generazione.

Il vantaggio principale del deep learning è che può apprendere funzioni complesse e non lineari dai dati, senza richiedere conoscenze preliminari o regole esplicite. Il deep learning può anche apprendere rappresentazioni gerarchiche e astratte dei dati, estraendo caratteristiche di basso livello negli strati inferiori e caratteristiche di alto livello negli strati superiori. Per esempio, nella computer vision, una rete neurale profonda può imparare a riconoscere bordi, forme, texture, oggetti e scene dai valori grezzi dei pixel. Nell'elaborazione del linguaggio naturale, una rete neurale profonda può imparare a riconoscere caratteri, parole, frasi e paragrafi da testi grezzi.

La sfida principale del deep learning è che richiede una grande quantità di dati e di risorse computazionali, come la memoria, la potenza di elaborazione e lo storage, per addestrare e distribuire le reti neurali profonde. Va anche che il deep learning soffre anche di alcune limitazioni e sfide dell'apprendimento automatico, come l'overfitting, l'underfitting, il bias, la varianza e l'interpretabilità.

In che modo gli errori possono influenzare la funzionalità delle reti neurali?

Gli errori e i pesi sono due concetti chiave che influenzano la funzionalità

della rete neurale. Gli errori misurano la differenza tra l'output effettivo e l'output desiderato della rete neurale, mentre i pesi determinano la relazione tra l'input e l'output della rete neurale.

Nell'apprendimento automatico, il termine "peso" si riferisce alla forza della connessione tra due neuroni in una rete neurale. Questi pesi vengono regolati durante il processo di addestramento per consentire alla rete di fare previsioni accurate.

Gli errori vengono utilizzati per valutare le prestazioni e la qualità della rete neurale e per guidare l'apprendimento e il miglioramento della rete neurale. Gli errori sono solitamente calcolati da una funzione di perdita o di costo, che quantifica la discrepanza tra l'output effettivo e l'output desiderato, per un dato input. Ad esempio, una funzione di perdita comune per i compiti di regressione è l'errore quadratico medio (MSE), che calcola la media delle differenze al quadrato tra l'output effettivo e l'output desiderato. Una funzione di perdita comune per i compiti di classificazione è l'entropia incrociata, che calcola il logaritmo negativo della probabilità della classe corretta, dato l'output effettivo.

I pesi vengono utilizzati per rappresentare e regolare la funzione che la rete neurale apprende e per ottimizzare la funzione per minimizzare gli errori. I pesi sono solitamente inizializzati in modo casuale o euristico e poi aggiornati iterativamente da un algoritmo di apprendimento, che modifica i pesi riducendo gli errori.



In che modo la retropropagazione influisce sulle reti neurali?

La retropropagazione è un algoritmo di apprendimento ampiamente utilizzato per l'addestramento delle reti neurali, in particolare delle reti neurali profonde. La backpropagation si basa sulla regola della catena del calcolo, che consente di calcolare la derivata di una funzione composta moltiplicando le derivate delle funzioni costituenti.

La retropropagazione funziona propagando gli errori dallo strato di uscita allo strato di ingresso, attraverso gli strati nascosti, e aggiornando i pesi di conseguenza, nella direzione opposta.

La retropropagazione consiste in due fasi: il passaggio in avanti e il passaggio all'indietro. Nel passaggio in avanti, l'ingresso viene alimentato alla rete neurale e l'uscita viene calcolata applicando la funzione di ogni unità e strato, fino a ottenere l'uscita finale. L'uscita viene quindi confrontata con l'uscita desiderata e l'errore viene calcolato mediante la funzione di perdita.

Nel passaggio all'indietro, l'errore viene propagato dallo strato di uscita allo strato di ingresso, attraverso gli strati nascosti, applicando la regola della catena del calcolo. L'errore viene moltiplicato per la derivata della funzione di ogni unità e strato, fino a ottenere l'errore di ogni unità e peso.

L'errore di ciascun peso viene quindi utilizzato per aggiornare il peso sottraendo dal peso una frazione dell'errore, chiamata tasso di apprendimento.

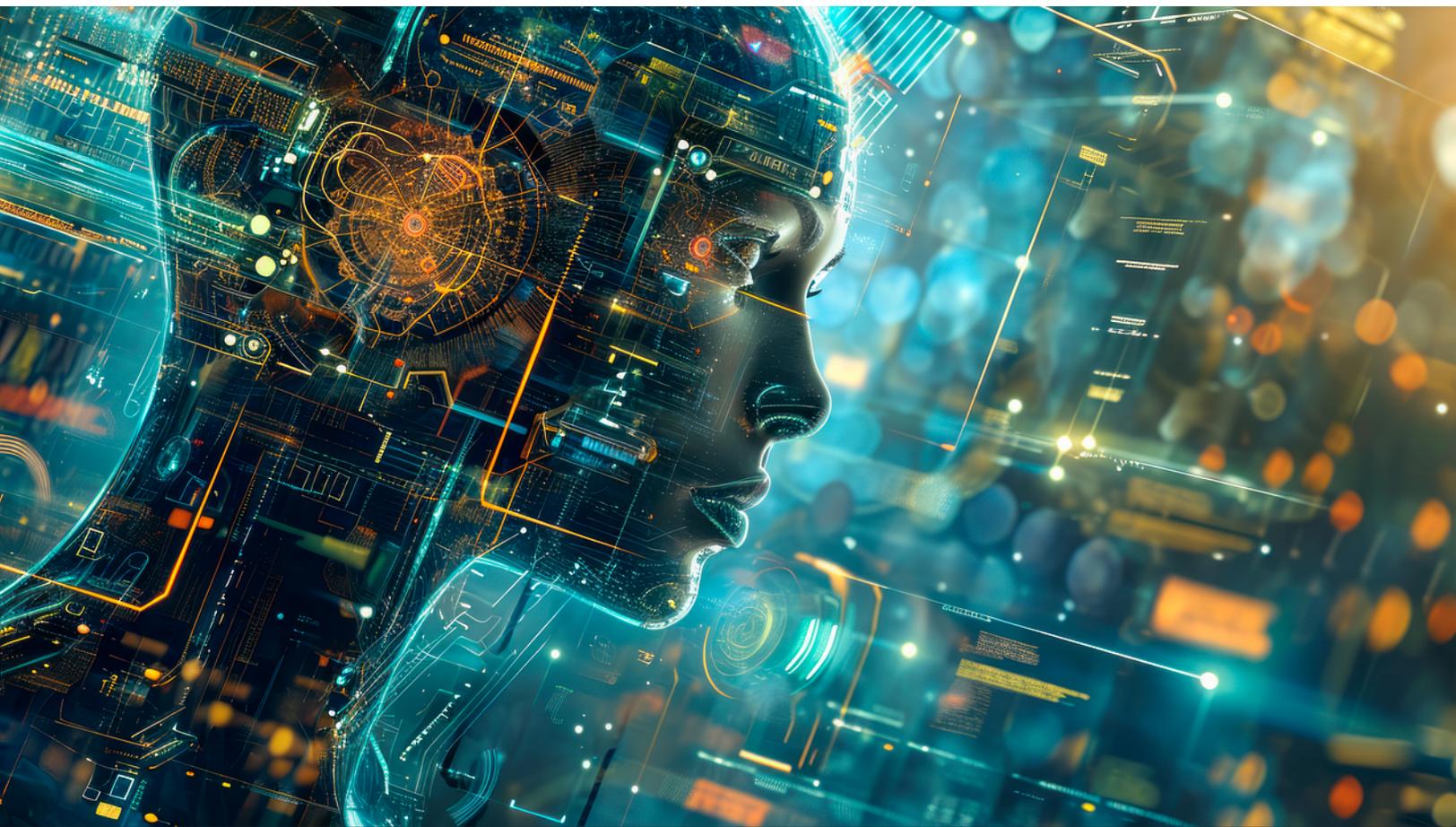
La retropropagazione influisce sulle reti neurali consentendo loro di apprendere funzioni complesse e non lineari dai dati, regolando i pesi nella direzione che minimizza gli errori. Consente inoltre alla rete neurale di apprendere rappresentazioni gerarchiche e astratte dei dati, propagando gli errori attraverso gli strati e aggiornando i pesi di conseguenza.

Quali sono gli utilizzi delle reti neurali profonde per fare previsioni e generare nuovi contenuti?

Le reti neurali profonde possono essere utilizzate per fare previsioni e generare nuovi contenuti, in varie attività che possono essere:

Riconoscimento di immagini: le reti neurali profonde possono essere utilizzate per riconoscere e classificare immagini, come volti, oggetti, scene e attività, a partire dai valori grezzi dei pixel. Ad esempio, una rete neurale convoluzionale profonda può imparare a estrarre dalle immagini caratteristiche quali bordi, forme, texture e parti, e utilizzarle per identificare ed etichettare le immagini. Il riconoscimento delle immagini può essere applicato a compiti quali il riconoscimento di volti, il riconoscimento di oggetti, la comprensione di scene e il riconoscimento di attività.

Elaborazione del linguaggio naturale: le reti neurali profonde possono essere utilizzate per elaborare e comprendere il



linguaggio naturale, come parole, frasi e documenti, a partire da testi grezzi. Ad esempio, una rete neurale ricorrente profonda può imparare a catturare le dipendenze sequenziali e temporali del linguaggio naturale e utilizzarle per eseguire compiti come la traduzione automatica, l'analisi del sentiment, la sintesi di testi e la generazione di linguaggio naturale.

Riconoscimento del parlato: le reti neurali profonde possono essere utilizzate per riconoscere e trascrivere il parlato, come parole, frasi e frasi, da segnali audio grezzi. Ad esempio, una rete neurale profonda può imparare a estrarre dal parlato caratteristiche come l'intonazione, il tono e i fonemi e utilizzarli per convertire il parlato in testo. Il riconoscimento vocale può essere applicato a compiti quali il controllo vocale, la ricerca vocale, l'assistente vocale e la clonazione vocale.

Modellazione generativa: Le reti neurali profonde possono essere utilizzate per generare contenuti nuovi e realistici, come immagini, testo, audio e video, a partire da semplici dati.

Come funzionano gli algoritmi di apprendimento automatico, come le reti neurali profonde?

La meccanica degli algoritmi di apprendimento automatico, come le reti neurali profonde, funziona seguendo una struttura generale che consiste nelle seguenti fasi:

Raccolta e preparazione dei dati: la prima fase consiste nel raccogliere e preparare i dati che saranno utilizzati per l'addestramento e il test dell'algoritmo di apprendimento automatico. I dati devono essere pertinenti, rappresentativi e affidabili per il problema e il compito;

Selezione e progettazione del modello: la seconda fase consiste nel selezionare e progettare il tipo e la struttura dell'algoritmo di apprendimento automatico che verrà utilizzato per imparare dai dati. La selezione e la progettazione del modello dipendono dal tipo e dalla complessità dei dati, dal tipo e dalla difficoltà del compito e dalle risorse computazionali disponibili. La selezione e la progettazione del modello comportano anche la scelta degli iperparametri appropriati, come il numero di strati, il numero di unità, la funzione di attivazione, il tasso di apprendimento e il metodo di regolarizzazione, che controllano il comportamento e le prestazioni dell'algoritmo di apprendimento automatico;

Formazione e ottimizzazione del modello: la terza fase consiste nell'addestrare e ottimizzare l'algoritmo di apprendimento automatico utilizzando i dati di addestramento. L'addestramento e l'ottimizzazione del modello comportano la ricerca dei valori ottimali dei parametri, come i pesi e le polarizzazioni, in grado di minimizzare una misura predefinita di errore o perdita, come l'errore quadratico medio o l'entropia incrociata, tra l'output del modello e l'output vero. L'addestramento e l'ottimizzazione del modello possono essere effettuati utilizzando vari algoritmi di ottimizzazione, come la discesa del gradiente, la discesa stocastica del gradiente o Adam, che aggiornano i parametri nella direzione che riduce l'errore o la perdita, in ogni iterazione.

ChatGPT



Capabilities

Remembers what user said earlier in the conversation

Allows user to provide follow-up corrections

Trained to decline inappropriate requests

Valutazione e validazione del modello:

la quarta fase consiste nel valutare e validare l'algoritmo di apprendimento automatico utilizzando i dati di prova. La valutazione e la convalida del modello comportano la misurazione dell'accuratezza e della qualità dell'output del modello, rispetto all'output reale, utilizzando varie metriche, come l'accuratezza, la precisione, il richiamo, il punteggio F1, l'errore quadratico medio o l'errore quadratico medio. La valutazione e la convalida del modello possono anche comportare il confronto delle prestazioni di diversi modelli, utilizzando tecniche come la convalida incrociata, il bootstrap, l'inferenza bayesiana o tecniche come la matrice di confusione, la curva ROC o la mappa di salienza;

Distribuzione e manutenzione del

modello: la quinta e ultima fase consiste nel distribuire e mantenere l'algoritmo di apprendimento automatico per l'uso nel mondo reale. L'implementazione e la manutenzione del modello comportano l'integrazione del modello con il sistema o l'applicazione esistente e la realizzazione di un sistema di apprendimento automatico.

Sfide future: promuovere una cultura della fiducia nell'AI

L'Intelligenza Artificiale (AI) è un campo in rapida evoluzione che ha il potenziale di trasformare vari aspetti della società umana, come la salute, l'istruzione, il commercio e l'intrattenimento. Tuttavia, l'IA non è un concetto monolitico, ma piuttosto un insieme di tecniche e applicazioni diverse che mirano a imitare o aumentare l'intelligenza umana. In questo white paper abbiamo esplorato alcuni dei concetti e dei metodi chiave dell'IA, come l'apprendimento automatico, il deep learning e le reti neurali.

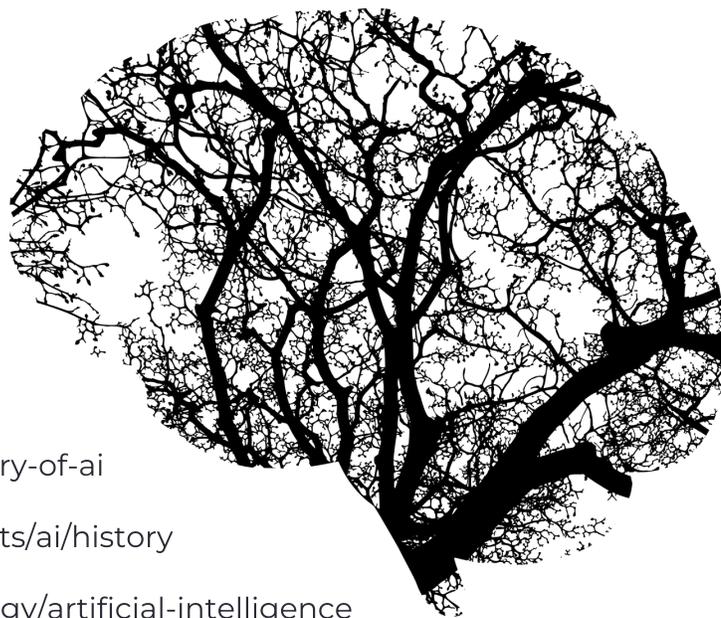
L'apprendimento automatico è il fulcro dell'AI, in quanto consente ai computer di imparare dai dati e di eseguire compiti che altrimenti richiederebbero l'intervento o la competenza dell'uomo, mentre, come abbiamo visto, il deep learning è un sottoinsieme dell'apprendimento automatico che utilizza le reti neurali per modellare dati complessi e ad alta dimensionalità, come le immagini, il parlato e il linguaggio naturale.

L'Intelligenza Artificiale è indubbiamente un campo affascinante e promettente che offre molte opportunità e sfide alla società umana. Man mano che i sistemi di AI diventano sempre più avanzati e presenti, è importante comprenderne i principi e le applicazioni, ma anche le implicazioni etiche e sociali del suo sviluppo e utilizzo.

È importante che vengano salvaguardati e tutelati i diritti fondamentali delle persone, con particolare attenzione alla tutela dei dati personali. L'AI deve inoltre basarsi su criteri di trasparenza rispetto ai dati di training, le logiche e il funzionamento degli algoritmi adottati che non debbono creare discriminazioni o disparità di trattamento tra gruppi o soggetti.

Così facendo, potremo sfruttare appieno il potere dell'IA per migliorare le nostre vite e risolvere i nostri problemi, assicurandoci che il suo sviluppo rispetti i valori e i diritti umani e con una logica di responsabilità sociale

Fonti e documenti



<https://ourworldindata.org/brief-history-of-ai>

<https://www.tableau.com/data-insights/ai/history>

<https://www.britannica.com/technology/artificial-intelligence>

https://commission.europa.eu/publications/white-paper-artificial-intelligence-european-approach-excellence-and-trust_en

<https://cset.georgetown.edu/publication/white-paper-on-trustworthy-artificial-intelligence/>

<https://www.mckinsey.com/capabilities/mckinsey-digital/our-insights/the-economic-potential-of-generative-ai-the-next-productivity-frontier>

<https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-030-26622-6>

<https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-031-29642-0>

<https://klab.tch.harvard.edu/academia/classes/BAI/pdfs/intro-deep-learning.pdf>

<https://www.rivista.ai/2023/10/08/machine-learning-e-deep-learning-un-viaggio-nel-mondo-dellintelligenza-artificiale/>

<https://www.rivista.ai/2023/10/07/deep-learning-un-viaggio-nellingegneria-dei-sistemi-di-intelligenza-artificiale/>

<https://www.rivista.ai/2023/10/05/reti-neurali-cosa-sono-e-a-cosa-servono/>

<https://www.europarl.europa.eu/news/it/headlines/society/20200827STO85804/che-cos-e-l-intelligenza-artificiale-e-come-viene-usata>

Alcuni passaggi di questo documento sono stati realizzati utilizzando dei tool di Intelligenza Artificiale.



Rivista.AI

Rivista AI è un blog sull'Intelligenza Artificiale: uno spazio dove scienza, ricerca e innovazione convergono per scoprire quello che sarà il futuro della tecnologia e della società in generale.

www.rivista.ai

Disclaimer

Questa pubblicazione è stata preparata solo per fornire una guida su una tematica di attualità e di interesse generale e non costituisce una consulenza professionale. Non si deve agire sulla base delle informazioni contenute in questa pubblicazione senza aver prima ottenuto una consulenza professionale specifica. Non viene fornita alcuna dichiarazione o garanzia (espresa o implicita) in merito all'accuratezza o alla completezza delle informazioni contenute in questa pubblicazione. Gli autori declinano qualsiasi responsabilità per l'affidamento fatto da qualsiasi persona su questo rapporto o su qualsivoglia informazione, opinione o conclusione in esso contenuta.

Questo documento è distribuito con licenza Creative Commons BY-NC-SA 4.0 DEED.