

CONGRESSO REGIONALE AMD

CAMPOBASSO 14/10/2023



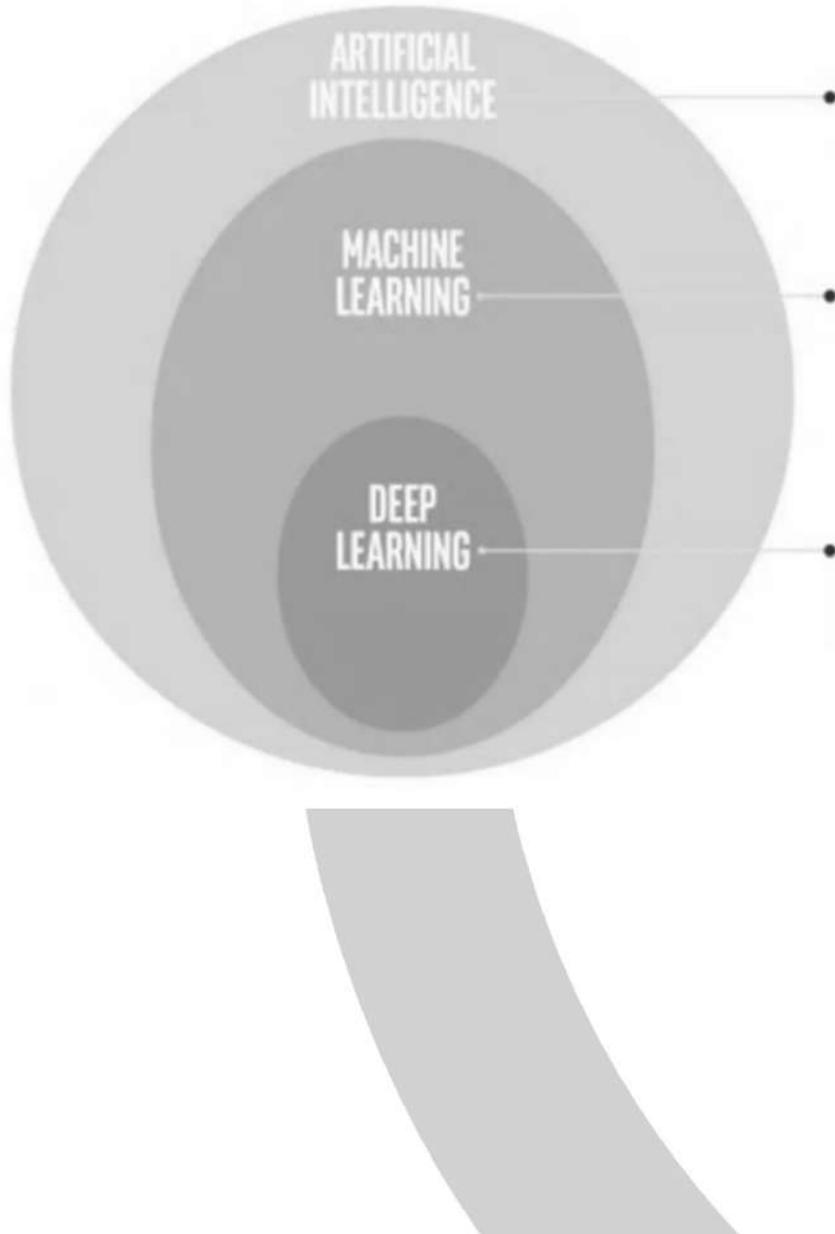
CENTRUM PALACE CB

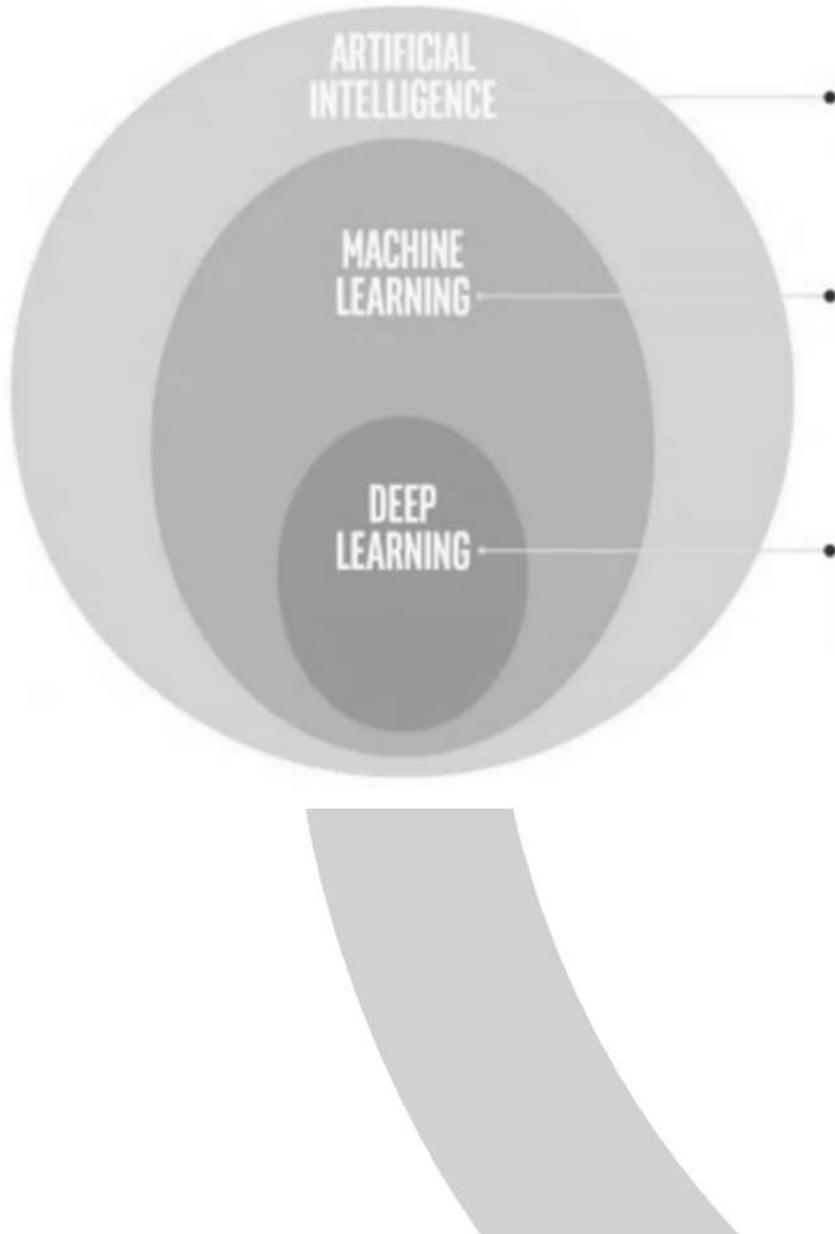
Intelligenza Artificiale e Diabete: Connubio Perfetto



Lelio Morviducci
Direttore UOC Diabetologia e Dietologia ASL Roma 1

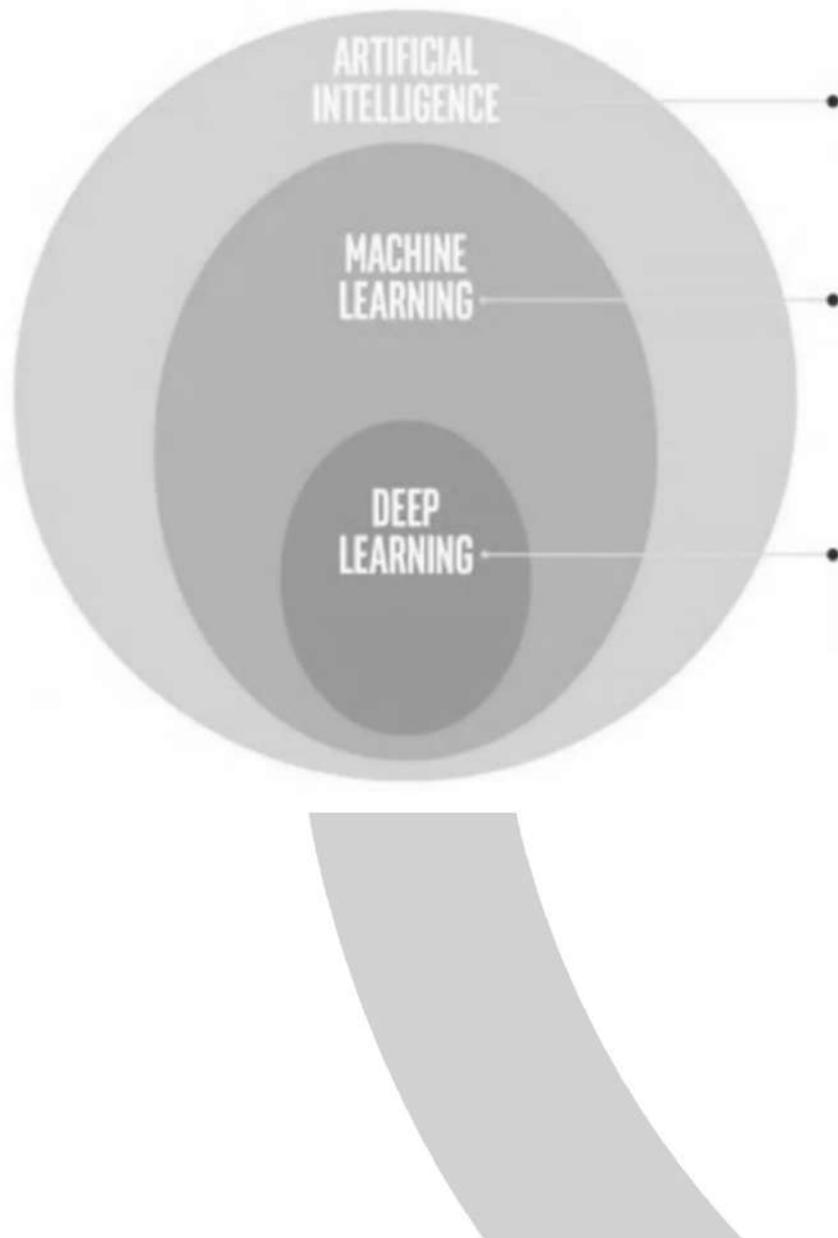
Capacità dei computer di fare cose che richiederebbero l'intelligenza se fatte da uomini





Insieme di abilità comprendenti la comprensione, l'apprendimento e il ragionamento per prendere decisioni e risolvere problemi

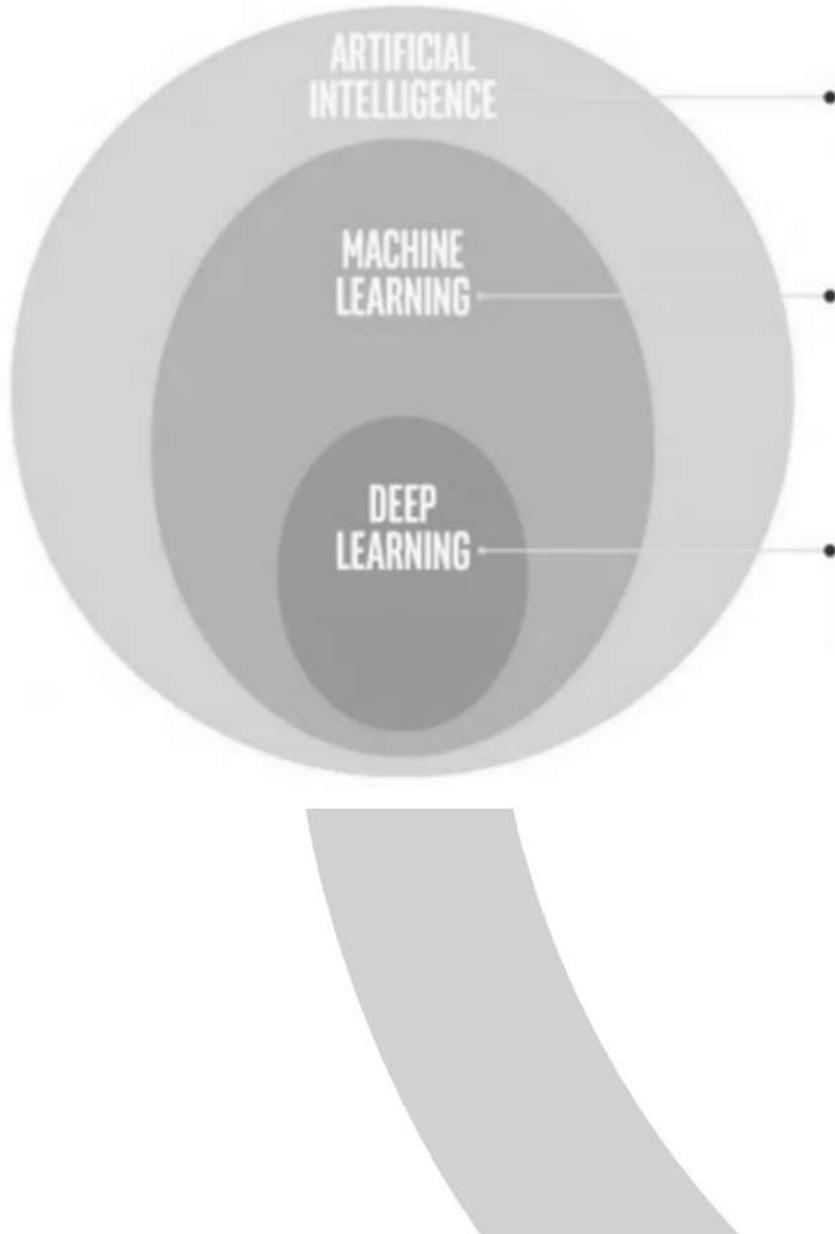
Capacità dei computer di fare cose che richiederebbero l'intelligenza se fatte da uomini



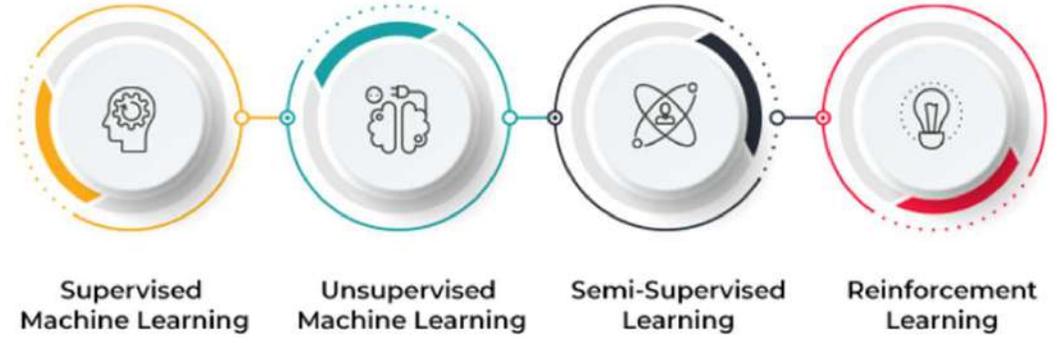
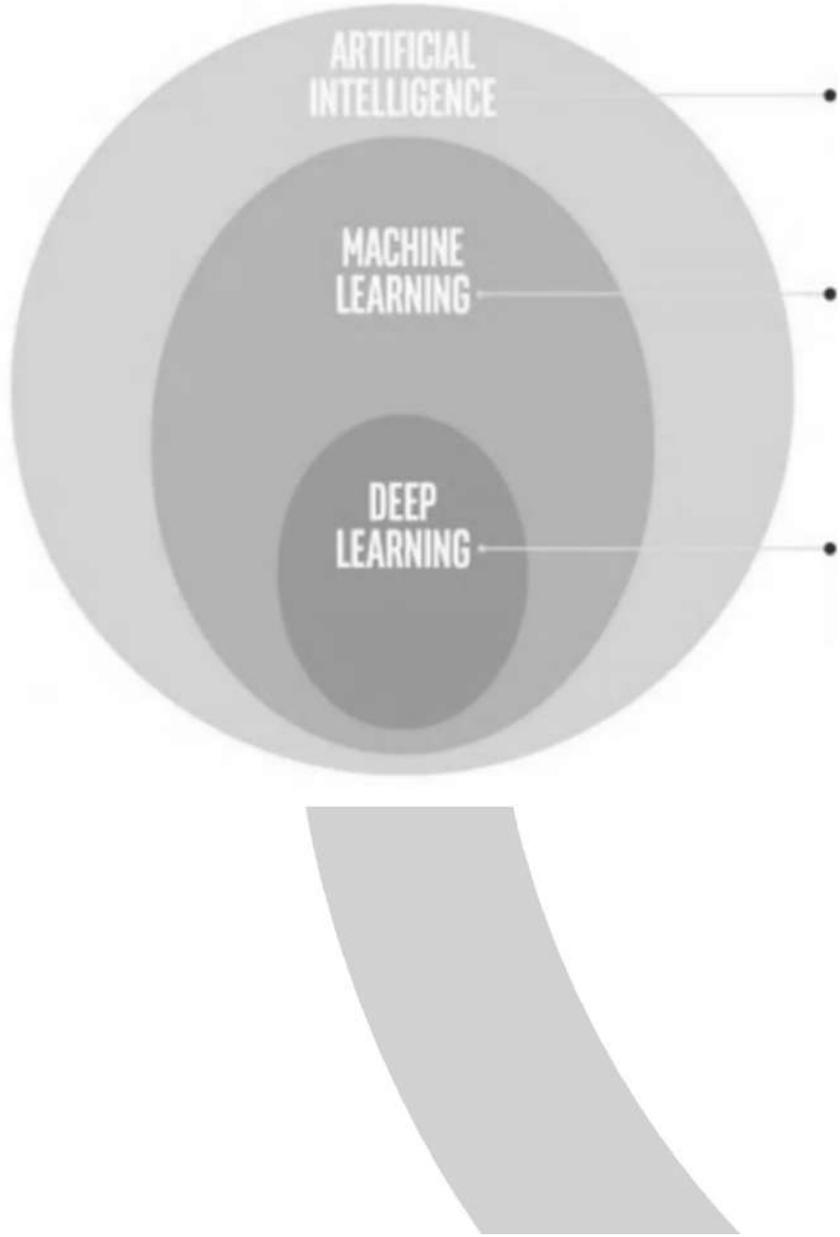
La capacità dell'IA di gestire **grandi moli di dati eterogenei (BIG DATA)** rende questa tecnologia uno strumento promettente per combinare dati omici e clinici e sviluppare applicazioni in grado di caratterizzare con precisione lo stato patologico del paziente, individuare biomarcatori prognostici e predire la risposta individuale ai farmaci

Capacità dei computer di fare cose che richiederebbero l'intelligenza se fatte da uomini

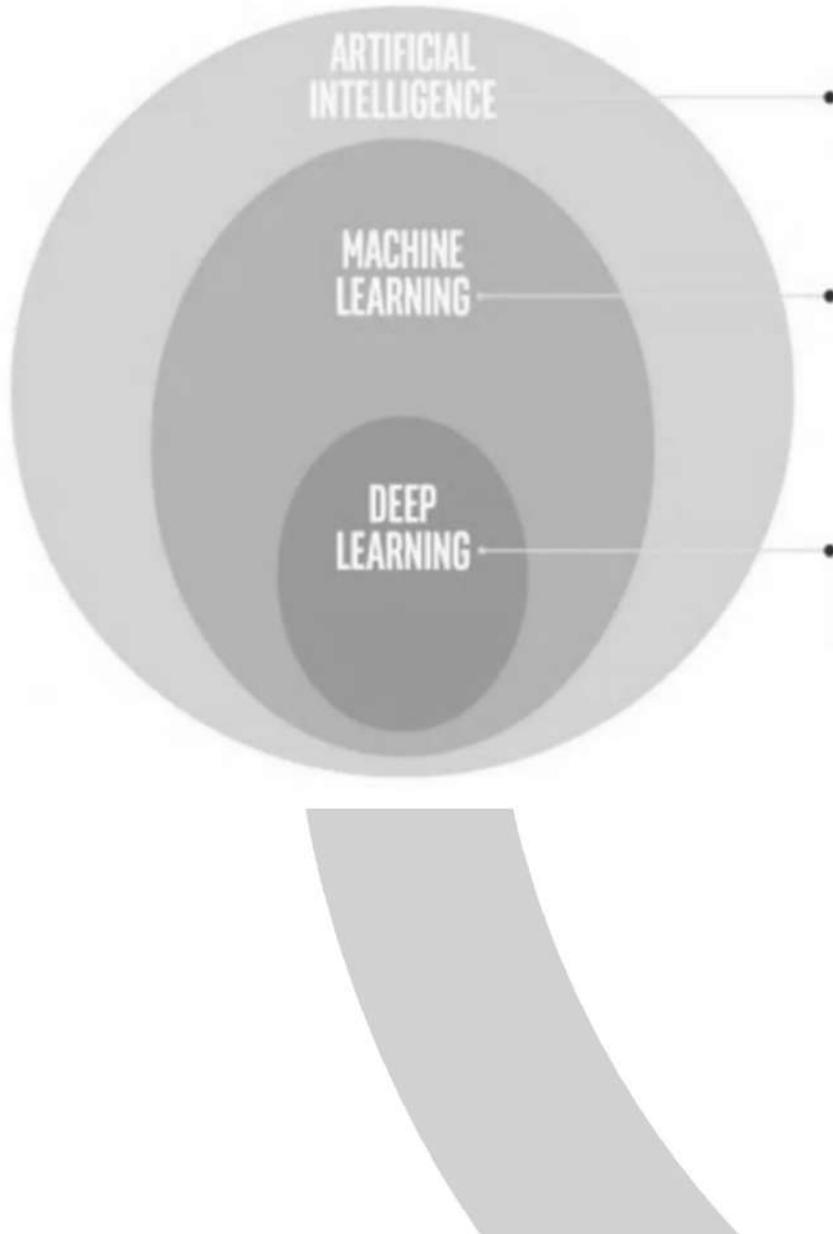
Insieme di abilità comprendenti la comprensione, l'apprendimento e il ragionamento per prendere decisioni e risolvere problemi



Gli algoritmi di ML **apprendono in maniera automatica** il modo migliore per portare a termine un determinato compito

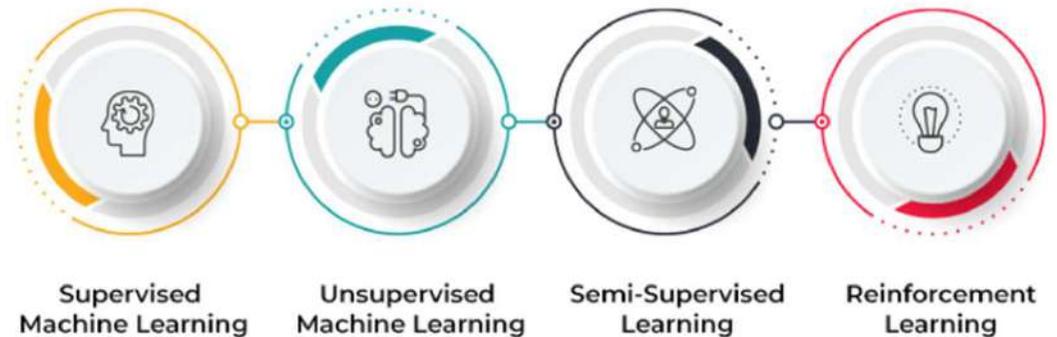


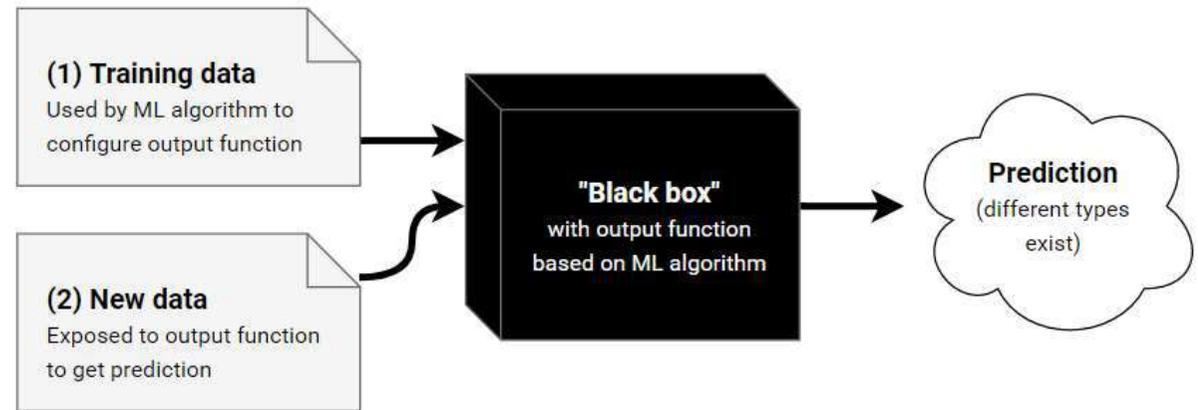
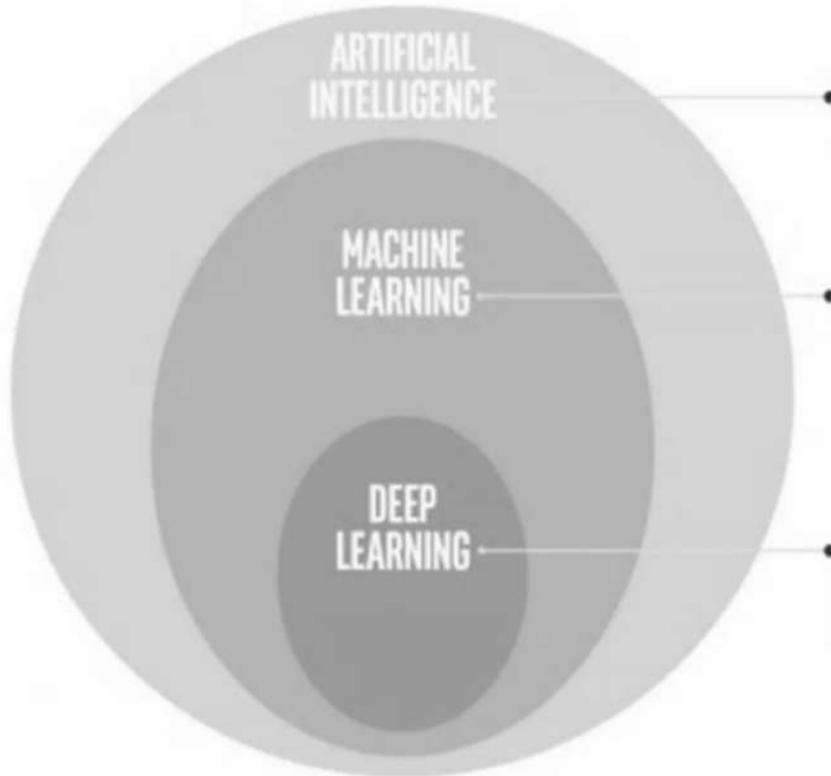
Gli algoritmi di ML apprendono in maniera automatica il modo migliore per portare a termine un determinato compito



Non è necessario selezionare a priori le variabili da dare in input al motore di machine learning (no bias). Il machine learning analizza miliardi di dati individuando le correlazioni (regolarità o pattern) e identifica i fattori che ‘distinguono determinate situazioni rispetto ad altre’

Gli algoritmi di ML apprendono in maniera automatica il modo migliore per portare a termine un determinato compito





viene esplicitata la previsione, ma non il ragionamento che ha fatto il modello.

SI SA COSA VIENE PREVISTO DAL MODELLO,

MA NON IL PERCHÉ.

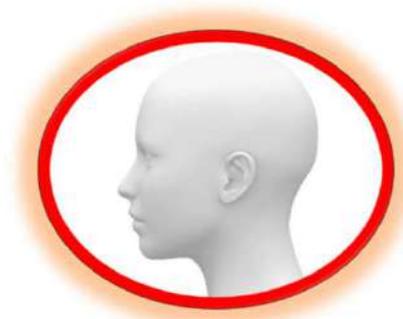
Questo è l'ambito delle 'decisioni automatizzate'.

MACHINE LEARNING

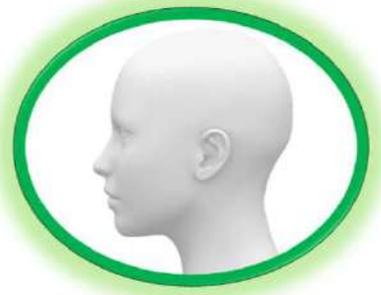
CONDIZIONE **NO**



- La tecnologia RULEX spiega cosa ha imparato dai dati
- con **REGOLE ESPLICITE**, espresse in linguaggio naturale



CONDIZIONE **SI**



```
IF Triglycerides >110  
AND  
Fasting Blood Sugar > 132  
AND  
HDL > 52  
THEN:  
YES
```

AUGMENTED DECISION vs **AUTOMATED DECISION**

➤ **GENERARE CONOSCENZA:** COMPRENDERE COSA, COME E PERCHÉ DI UN FENOMENO

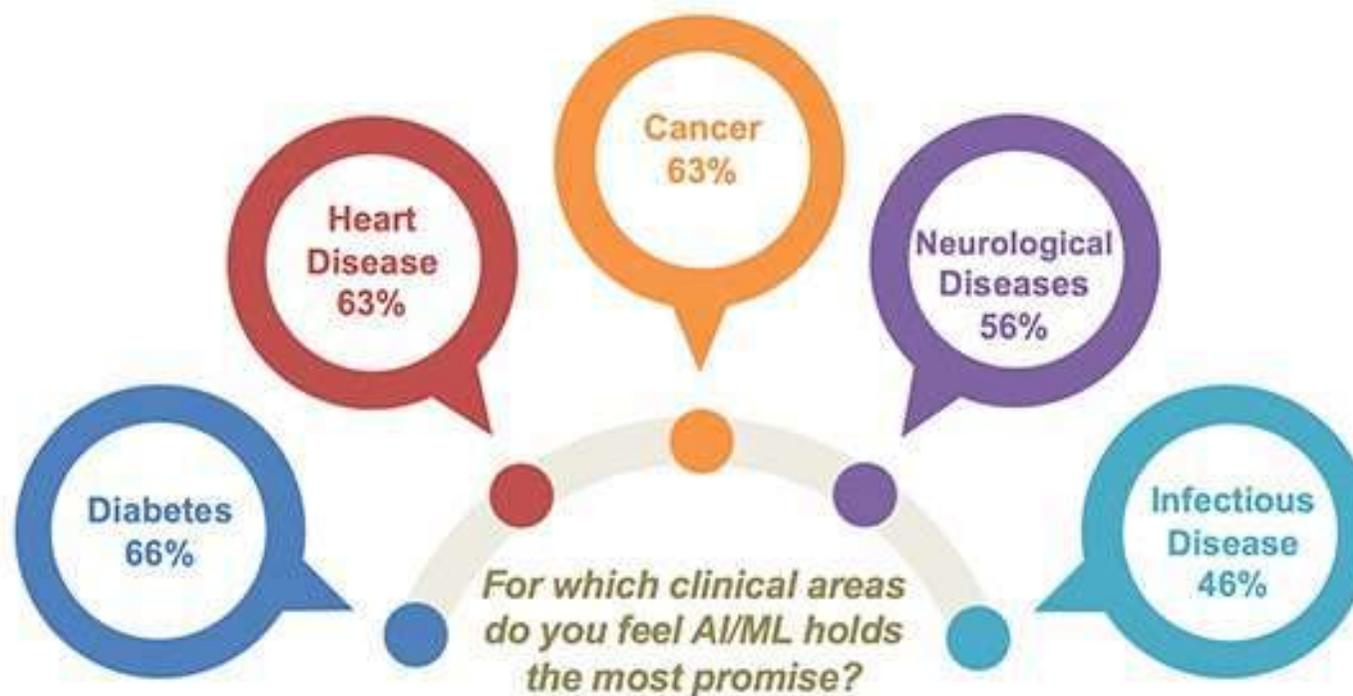
... dove la AI o il ML forniscono al medico della conoscenza aggiuntiva e la spiegazione del PERCHÉ è stata fatta una certa previsione.



In questo modo sarà il diabetologo, l'esperto, a valutare la bontà della previsione nella specificità di ogni situazione o di ogni paziente.

➤ **ANALISI DI TIPO PRESCRITTIVO** ovvero, la conoscenza generata col modello può consentire una **modifica** della situazione, una correzione di un comportamento

CHRONIC HEALTH CONDITIONS EXPECTED TO BENEFIT MOST FROM AI/ML



SOURCE: TOWARDS DATA SCIENCE - "Artificial Intelligence Replace the Human Doctors in the Future. Is it True?"

APPROPRIATEZZA NELLA GESTIONE DELLA TERAPIA INSULINICA. FENOTIPIZZAZIONE PREDITTIVA DELLE SITUAZIONI INERTI

“LA SINDROME DELLA BELLA ADDORMENTATA”

- ✓ **Nuovi finding (INERZIA: PERCHÉ):**
un fattore molto importante che caratterizza le situazioni di inerzia-SI/NO è rappresentato dal delta di glicata fra la visita corrente e quella precedente.
- ✓ **Nuovi finding:**
l'importanza del gap di glicata come driver che influenza l'inizio della terapia insulinica è confermata anche a glicite basse.
- ✓ **Conferme:**
la letteratura ci insegna che mediamente si tende a iniziare la terapia insulinica in presenza di glicite 'attorno a 9' e infatti il valore soglia indicato dal machine learning è pari a 8.8%.
- ✓ **Predittività:**
il modello è in grado di prevedere in base alle caratteristiche che ha individuato (accuratezza 77%), se nei confronti di un determinato paziente si verificherà un comportamento inerte o meno.

**ANALISI SU IPERCOLESTEROLEMIA NEL PAZIENTE CON DIABETE TIPO 2
FENOTIPIZZAZIONE PREDITTIVA SUL RAGGIUNGIMENTO DEL TARGET
COLESTEROLO LDL-C <100
ENTRO 2 ANNI DALL'INIZIO DELLA TERAPIA IPOLIPEMIZZANTE**

✓ **Conferme:**

lo studio conferma l'importanza dell'aggressività terapeutica.

✓ **Nuovi finding:**

lo studio suggerisce la necessità di ottenere una cospicua riduzione dell'LDL-C già entro la visita successiva dall'inizio della terapia ipolipemizzante.

✓ **Predittività:**

il modello è in grado di prevedere, entro la visita successiva l'inizio della terapia ipolipemizzante (con accuratezza 70%), se un determinato paziente raggiungerà o meno il target lipidico entro 2 anni da inizio terapia.

✓ **«Tabella predittiva»:**

è stata creata una «guida pratica» che riporta le % di riduzione da ottenere entro la visita successiva (da inizio di terapia ipolip.) correlate al raggiungimento del target dopo due anni dall'inizio della terapia.

Insulinisation Inertia in Type 2 Diabetes Patients: Assessing Potential Enhancements in Short- and Medium-Term Glycemic Control Using Machine Learning-Based Scenario Simulation

SCOPO DEL LAVORO

Effettuare una simulazione di scenario (WHAT-IF) per valutare quale potrebbe essere l'impatto in termini di compenso glicemico se l'insulinizzazione fosse tempestiva.

Obiettivi analizzati:

1. **Obiettivo 1: target glicemico dopo circa 1 anno**

- Calcolare la % di pazienti a target glicemico dopo circa un anno dalla necessità di insulina, se non ci fossero ritardi nell'insulinizzazione

(**'WHAT-IF SU TARGET GLICEMICO DOPO CIRCA UN ANNO'**)

2. **Obiettivo 2: persistenza del target**

- Calcolare la % di pazienti che riescono a mantenere il target glicemico per almeno 18 mesi, entro 3 anni dalla necessità di insulina, se non ci fossero ritardi nell'insulinizzazione

(**'WHAT-IF SU MANTENIMENTO DEL TARGET GLICEMICO PER ALMENO 18 MESI'**)



Analisi Osservazionale Retrospettiva con utilizzo del DB AMD ANNALI 2005-2019
(>802.348 pazienti affetti da diabete di tipo2; >5.564.822 misure di HbA1c).

Coorte situazioni di inerzia (insulinizzati NO)	Coorte situazioni di non inerzia (insulinizzati SI)
---	---

CRITERI DI INCLUSIONE

La coorte, sia per le situazioni di INERZIA, sia per quelle di NON-INERZIA, include pazienti con diabete tipo2 in duplice o triplice terapia orale. Vengono poi distinte le situazioni di:

1. **INERZIA NELL'INSULINIZZAZIONE** (condizioni in 'AND'):

INSULINIZZATI NO

2. **NON INERZIA NELL'INSULINIZZAZIONE** (condizioni in 'AND'):

INSULINIZZATI SI

DEFINIZIONE DELL'OUTCOME PER RAGGIUNGIMENTO DEL TARGET E PER PERSISTENZA

Raggiungimento del TARGET A UN ANNO dal tempo T0*

- **MEDIA DELLE ULTIME DUE GLICATE** ≤ 7.5 (8.0 SE ETÀ OVER-75) **TARGET SI**
- **MEDIA DELLE ULTIME DUE GLICATE** > 7.5 (> 8.0 SE ETÀ OVER-75) **TARGET NO**

Ottenimento della PERSISTENZA PER ALMENO 18 MESI dopo 3 anni dal tempo T0*

- **GLICATA** ≤ 7.5 (8.0 SE ETÀ OVER-75) PER UN PERIODO DI ALMENO 18 MESI CONSECUTIVI ENTRO 3 ANNI DA T0

PERSISTENZA SI

- **GLICATA NON** ≤ 7.5 (8.0 SE ETÀ OVER-75) PER UN PERIODO DI ALMENO 18 MESI CONSECUTIVI ENTRO 3 ANNI DA T0

PERSISTENZA NO

*T0= inizio insulinizzazione per situazioni **INSULINIZZATI SI**; 2[^] visita fuori soglia per situazioni **INSULINIZZATI NO**



Coorte
insulinizzati
NO

Coorte
insulinizzati
SI

Rulex® Logical learning Machine



MACHINE LEARNING

Situazioni in cui si
raggiunge il
target/persistenza

Situazioni in cui NON si
raggiunge il
target/persistenza



Coorte
insulinizzati
NO

Rulex® Logical learning Machine

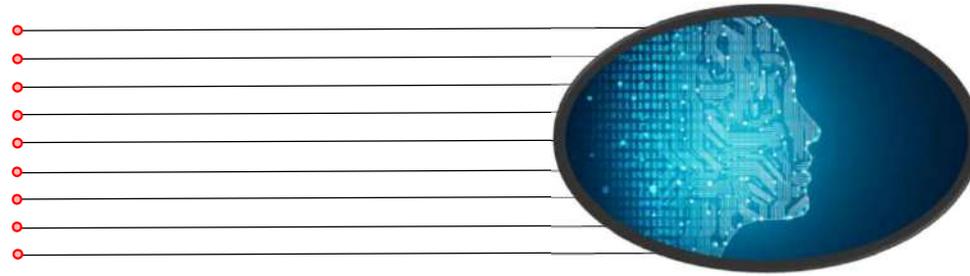
MACHINE LEARNING

Situazioni in cui si
raggiunge il
target/persistenza

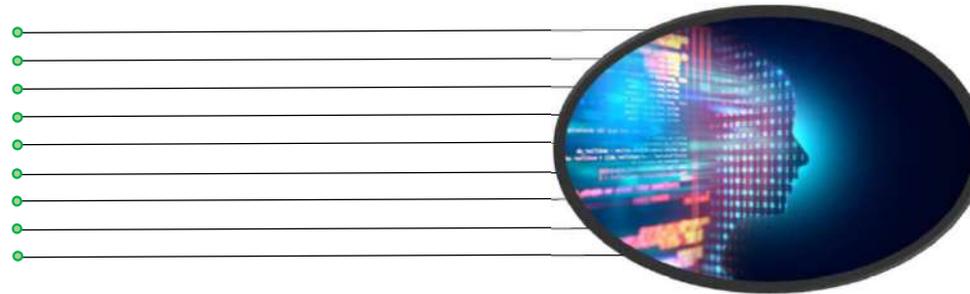
Situazioni in cui NON si
raggiunge il
target/persistenza

Coorte
insulinizzati
SI

TARGET/PERSISTENZA **NO**



TARGET/PERSISTENZA **SI**





Coorte insulinizzati
NO

Rulex® Logical learning Machine

MACHINE LEARNING

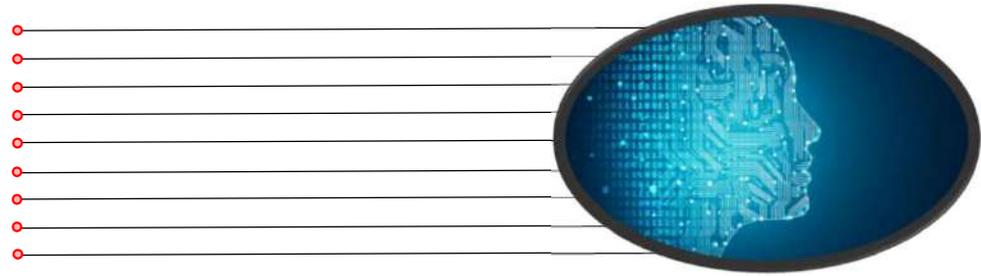
Situazioni in cui si raggiunge il target/persistenza

Situazioni in cui NON si raggiunge il target/persistenza

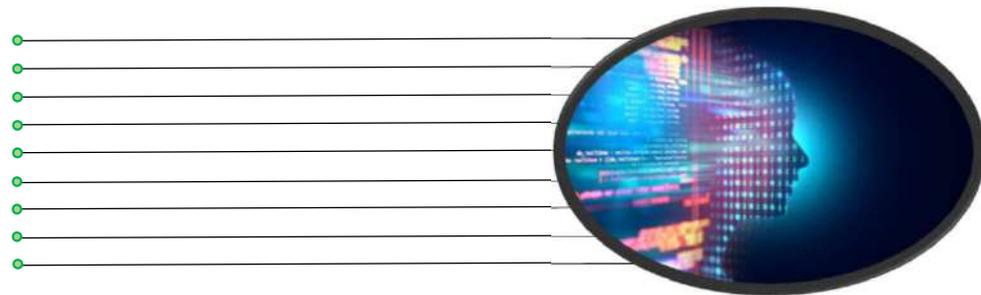


Coorte insulinizzati
SI

TARGET/PERSISTENZA **NO**



TARGET/PERSISTENZA **SI**





Coorte insulinizzati
NO

Rulex® Logical learning Machine

MACHINE LEARNING

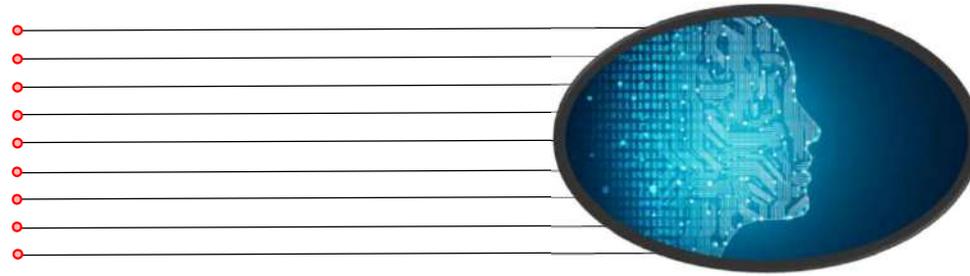
Situazioni in cui si raggiunge il target/persistenza

Situazioni in cui NON si raggiunge il target/persistenza

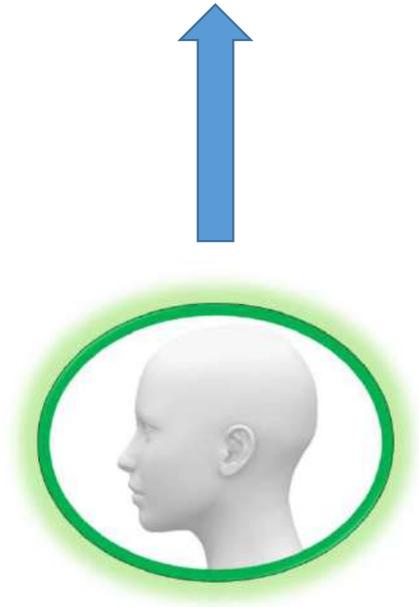
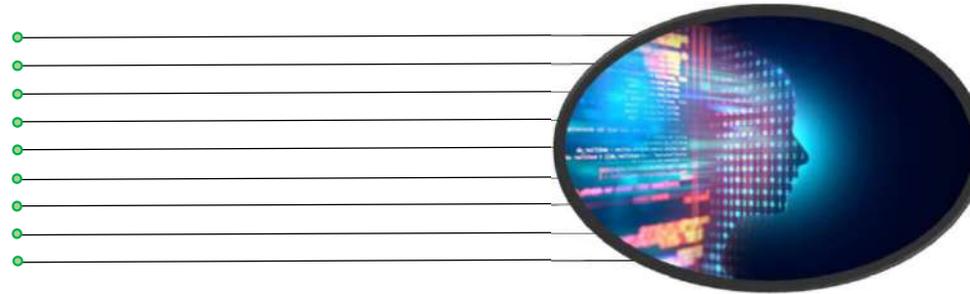


Coorte insulinizzati
SI

TARGET/PERSISTENZA NO



TARGET/PERSISTENZA SI





Rulex® Logical learning Machine

MACHINE LEARNING

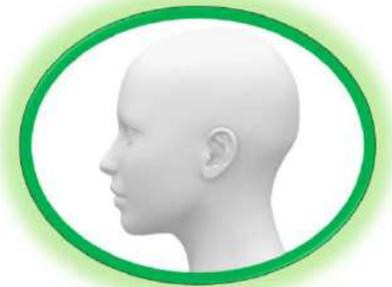
Situazioni in cui si raggiunge il target/persistenza

Situazioni in cui NON si raggiunge il target/persistenza



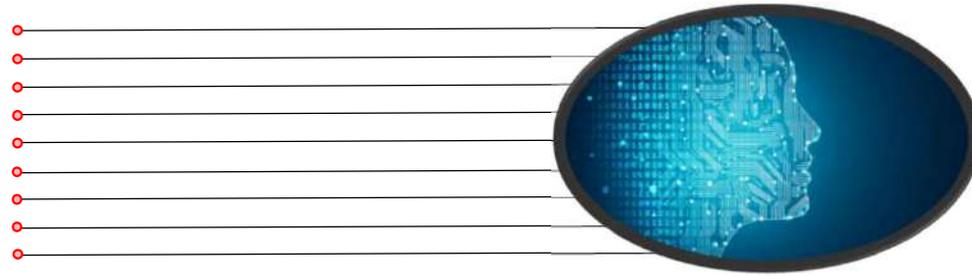
Coorte insulinizzati

NO

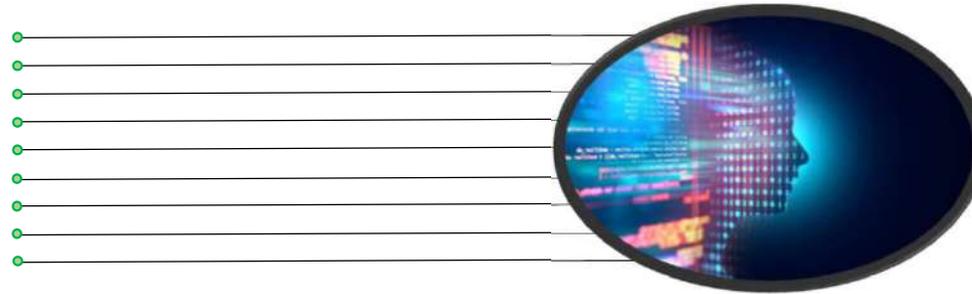


Coorte insulinizzati
SI

TARGET/PERSISTENZA NO



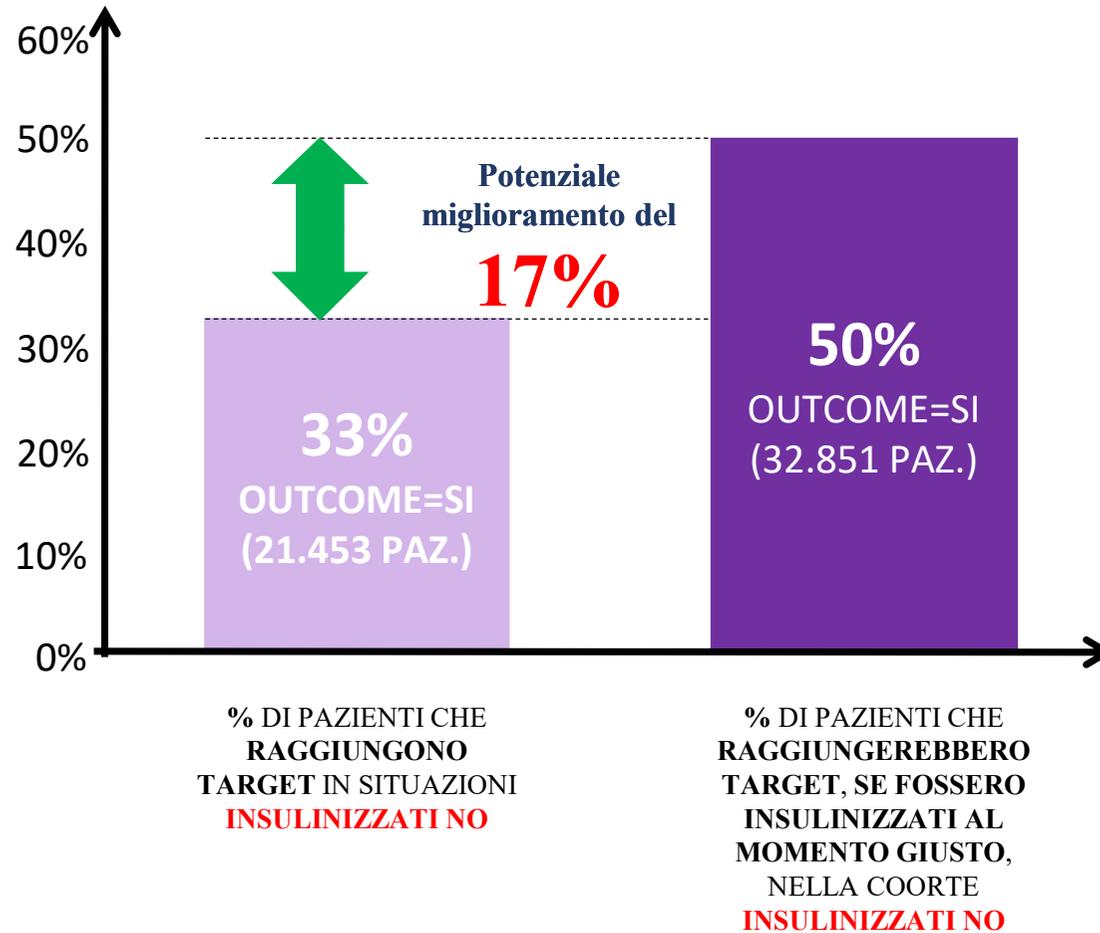
TARGET/PERSISTENZA SI



RISULTATO SIMULAZIONE WHAT-IF

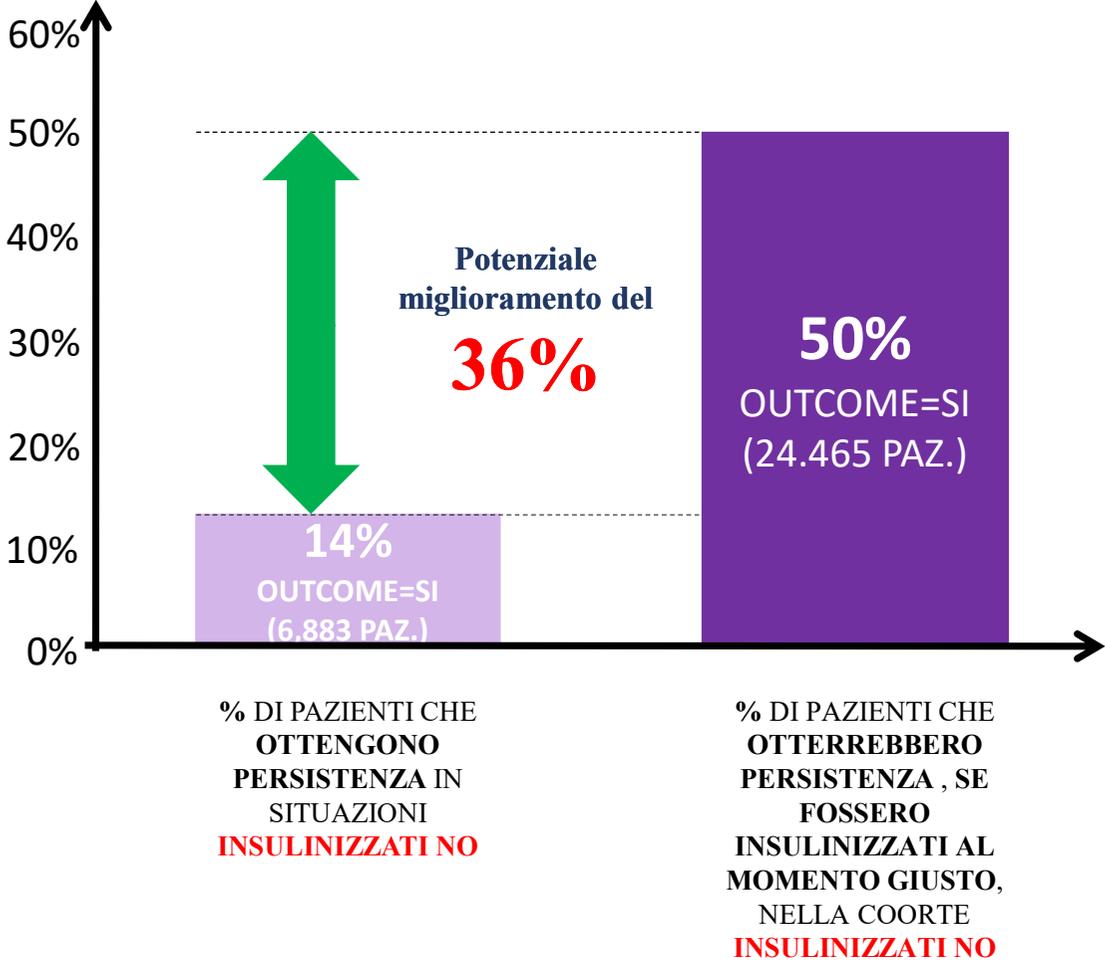
VARIAZIONE % PAZIENTI A TARGET DOPO CIRCA UN ANNO DALL'INSULINIZZAZIONE SE NON VI FOSSE INERZIA

WHAT-IF CON MODELLO SU TARGET A 12 MESI



VARIAZIONE % PAZIENTI PERSISTENTI PER ALMENO 18 MESI DOPO CIRCA 36 MESI DA INSULINIZZAZIONE SE NON VI FOSSE INERZIA

WHAT-IF CON MODELLO SU PERSISTENZA 18 MESI



Conclusioni

L'Intelligenza Artificiale e i Big Data stanno aprendo una finestra su nuovi scenari e i diabetologi di oggi devono acquisire nuove competenze;

Gli algoritmi di ML apprendono in maniera automatica il modo migliore per portare a termine un determinato compito;

AMBITI DI APPLICAZIONE

l'area epidemiologica con l'identificazione dei casi di diabete all'interno di grandi database eterogenei e l'identificazione di nuovi fattori di rischio per il diabete;

l'ambito della fenotipizzazione e della stratificazione del rischio all'interno della popolazione;

l'ambito diagnostico e terapeutico;

l'ambito economico con studi di valutazione costo-efficacia degli interventi sanitari.

GRAZIE

PER

L'ATTENZIONE