TIPI,CLASSIFICAZIONE

Prima classificazione di machine learning

Supervised Learning Unsupervised Learning Semi-supervised Learning Reinforcment Learning Reccomender Systems

L'apprendimento supervisionato o anche chiamato predittivo.

OBIETTIVO --> è apprendere una mappatura dagli input x agli output y, dato un set etichettato di coppie input-output $D = \{Xi, yi\} N$

X, = Vettore D- dimerion le

Xi rappresenta anche ad esempio il peso di una persona o anche l'altezza

TALL X,) euc. 2 D COVARIATES

SI PARLA DI REGRESSIONALE ORDINALE QUANDO AD ESEMPIO Y CIOE L'OUTUPUT E NOTO CIOE' DELINEATO TIPO I VOTI DA 1 a 10

APPROCCIO DE SCRITTIVO APROCCIO NON SUPERVISIONAT

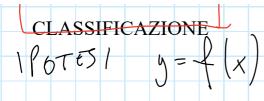
TALE APPROCCIO DOVE ESSENZIALMENTE NOI ABBIAMO SOLO L'INPUT, DOVE L'OBIETTIVO E' TROVARE E' TROVARE I MODELLI INTERESSANTI NEI DATI.

QUINDI ESSENZIALMENTE NON SONO ETICHETTATI, INVECE IN QUELLO SUPERIVISIONATO ESSENZIALMENTE ESISTE UNA CORRELAZIONE TRA X E Y.

APPREDIMENTO PER RINFORZO || REINFORCEMENT LEARNING

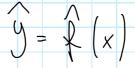
SUCCEDE QUANDO VENGONO DATI SEGNALI OCCASIONALI E COME REAGIRE A QUESTI DATI

IL LIBRO FA RIFERIMENTO A UN BAMBINO CHE CAMMINA.



L'OBIETTIVO E' STIMARE DA DATO UN TRAINING SET ETICHETTATO

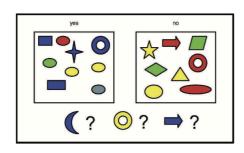
QUINDI FARE DELLE PREVISIONI SU



IL NOSTRO OBIETTIVO E' QUELLO DI FARE PREVISIONE SUI NUOVI INPUT

a fell c

GENERALIZZAZIONE



	Color	Shape	Size (cm)				
s 1	Blue	Square	10				
N cases	Red	Ellipse	2.4				
	Red	Ellipse					

(h)

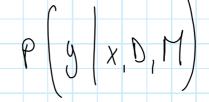
QUI ABBIAMO UNA DISTIZIONE ANCHE SE NON MOLTO PRECISA IN QUANTO COSA SUCCEDE ABBIAMO UNA SUDDIVISIONE 0 O 1 LA MEZZALUNA DOVE VA? IL CERCHIO DOVE VA? LA FRECCIA DOVE VA?

LO SI FA ATTRAVERSO LA PROBABILITA'.

$$\rho \left(y \mid x \mid D \right) ****$$

**** descrive la probabilità che un modello assegni una certa etichetta y (ad esempio, una classe in un problema di classificazione) a un nuovo esempio con caratteristiche X, tenendo conto delle informazioni apprese dal dataset D.

DOVE COMUNQUE IN GENERALE



M = 17006LLO

31/10/24, 14:19

$$\hat{y} = \hat{f}(\mathbf{x}) = \operatorname*{argmax}_{c=1}^{C} p(y = c | \mathbf{x}, \mathcal{D})$$

FORMULA MIGLIORE IPOTESI

PREVISIONE FINALE DEL MODELLO

FUNZIONE DEL MODELLO ADDESTRATO

ty fax = TROVARE QUELL'ARGOMENTO CHE MASSIMIZZA LA **FUNZIONE** IL MODELL CERCA QUALE CLASSE DOVE SI HA LA

PROBABILITA' CONDIZIONATA PIU ALTA

INDETINTIVA

"LA PROBABILITA CHE Y APPARTIENE A C TENENDO CONTO DI X DEL TRAINING SET D.

CARNE O PESCE?

ALCORA il rosullo organero

IN DEFINITIVA

L'APPRENDIMENTO SUPERVIOSANATO, QUANDO IL dataset contiene esempi etichettati, ovvero ogni input X è associato a un'uscita corretta (o etichetta) Y . Per esempio, in un problema di classificazione di immagini, ogni immagine potrebbe essere associata a una categoria come "gatto" o "cane".

OBIETTIVO Il modello impara a mappare correttamente gli input alle uscite, cercando di minimizzare l'errore tra le sue previsioni e le etichette fornite.

31/10/24, 14:19 OneNote

NELL'APPRENDIMENTO NON SUPERIVISIONATO INVECE

IL dataset contiene solo input non etichettati, cioè non ci sono etichette y associate agli input X. Il modello cerca di trovare strutture nascoste o modelli nei dati.

Obiettivo: Il modello esplora i dati e cerca di rilevare pattern, strutture o gruppi nascosti (ad esempio, raggruppamento o riduzione della dimensionalità). **CLASSIFICAZIONE 2**

DISCRIMINATIVE MODELS || MODELLI DISCRIMINATIVI

RITORNADO A APPRENDIMENTO AUTOMATICO -ò> Dato un dataset di immagini di animali con etichette "gatto" o "cane", il modello impara a distinguere tra le due categorie sulla base degli esempi.

I modelli discriminativi sono una categoria di modelli di machine learning che si concentrano sulla stima della probabilità condizionata (X), ovvero la probabilità che un dato input X appartenga a una determinata classe Y.

- Esempio: Un modello discriminativo come la regressione logistica prende un insieme di caratteristiche \mathbf{x} e stima direttamente la probabilità $p(y|mathbf\{x\})$, cioè "data questa immagine, qual è la probabilità che sia un gatto piuttosto che un cane?"
- Obiettivo: Separare o distinguere tra le classi nei dati.

OUINDI LA DIFFERENZA E' CHE SE AP APPRENDIMENTO AUTMATICO || SUPERVISED LEARNING E' UN APPROCCIO DI APPRENDIMENTO IL MODELLO DISCRIMINATIVO E' APPUNTO UN MODELLO!!!

GENERATIVE MODEZS



MODELLI GENERATIVI



I modelli generativi sono una classe di modelli di apprendimento automatico che cercano di modellare l'intera distribuzione dei dati, non solo la relazione tra input e output. In particolare, i modelli generativi stimano la probabilità congiunta (1/2), dove:

• X rappresenta l'input (i dati osservati),

31/10/24, 14:19 OneNote

. 19							U	HEINOLE	,									
• y	rapp	oreser	ıta l'e	tichet	ta (o	la va	rial	oile	di cla	asse	, q	uan	do s	si trat	ta			
di	classi	ificaz	ione).															
															ti			
								listri	ibuzi	one	co	ngi	unta	l				
$p({x})$	}, y),	posso	ono es	sere u	ıtilizz	ati p	er:											
															l			
pro	obabi.	lità ch	ne un	input	appai	teng	a a	una	dete	rmi	nat	a c	asse	Э.				
	Quin veng p({x}	• y rapped di classi Quindi, i no vengono go p({x}, y), • Genero • Classi	 y rappreser di classificaz Quindi, i model vengono genera p({x}, y), posso Generare nu Classificare 	 y rappresenta l'e di classificazione). Quindi, i modelli gene vengono generati. Un p({x}, y), possono es Generare nuovi de Classificare facen 	 y rappresenta l'etichett di classificazione). Quindi, i modelli generativi vengono generati. Una volta p({x}, y), possono essere u Generare nuovi dati (con Classificare facendo usi 	 y rappresenta l'etichetta (o di classificazione). Quindi, i modelli generativi cerc vengono generati. Una volta stin p({x}, y), possono essere utilizz Generare nuovi dati (come in Classificare facendo uso del 	 y rappresenta l'etichetta (o la va di classificazione). Quindi, i modelli generativi cercano vengono generati. Una volta stimata p({x}, y), possono essere utilizzati p Generare nuovi dati (come imma Classificare facendo uso della re 	 y rappresenta l'etichetta (o la varial di classificazione). Quindi, i modelli generativi cercano di covengono generati. Una volta stimata la di p({x}, y), possono essere utilizzati per: Generare nuovi dati (come immagine Classificare facendo uso della regole 	 y rappresenta l'etichetta (o la variabile di classificazione). Quindi, i modelli generativi cercano di cattu vengono generati. Una volta stimata la distri p({x}, y), possono essere utilizzati per: Generare nuovi dati (come immagini o e Classificare facendo uso della regola di 	 y rappresenta l'etichetta (o la variabile di cla di classificazione). Quindi, i modelli generativi cercano di catturare vengono generati. Una volta stimata la distribuzio p({x}, y), possono essere utilizzati per: Generare nuovi dati (come immagini o testo) Classificare facendo uso della regola di Baye 	 y rappresenta l'etichetta (o la variabile di classe di classificazione). Quindi, i modelli generativi cercano di catturare il m vengono generati. Una volta stimata la distribuzione p({x}, y), possono essere utilizzati per: Generare nuovi dati (come immagini o testo), Classificare facendo uso della regola di Bayes p 	 y rappresenta l'etichetta (o la variabile di classe, que di classificazione). Quindi, i modelli generativi cercano di catturare il mode vengono generati. Una volta stimata la distribuzione comp({x}, y), possono essere utilizzati per: Generare nuovi dati (come immagini o testo), Classificare facendo uso della regola di Bayes per compositione. 	 y rappresenta l'etichetta (o la variabile di classe, quan di classificazione). Quindi, i modelli generativi cercano di catturare il modo in vengono generati. Una volta stimata la distribuzione congi p({x}, y), possono essere utilizzati per: Generare nuovi dati (come immagini o testo), Classificare facendo uso della regola di Bayes per calc 	 y rappresenta l'etichetta (o la variabile di classe, quando si di classificazione). Quindi, i modelli generativi cercano di catturare il modo in cui vengono generati. Una volta stimata la distribuzione congiunta p({x}, y), possono essere utilizzati per: Generare nuovi dati (come immagini o testo), Classificare facendo uso della regola di Bayes per calcolar 	 y rappresenta l'etichetta (o la variabile di classe, quando si trat di classificazione). Quindi, i modelli generativi cercano di catturare il modo in cui i da vengono generati. Una volta stimata la distribuzione congiunta p({x}, y), possono essere utilizzati per: Generare nuovi dati (come immagini o testo), 	 y rappresenta l'etichetta (o la variabile di classe, quando si tratta di classificazione). Quindi, i modelli generativi cercano di catturare il modo in cui i dati vengono generati. Una volta stimata la distribuzione congiunta p({x}, y), possono essere utilizzati per: Generare nuovi dati (come immagini o testo), Classificare facendo uso della regola di Bayes per calcolare, la 	 y rappresenta l'etichetta (o la variabile di classe, quando si tratta di classificazione). Quindi, i modelli generativi cercano di catturare il modo in cui i dati vengono generati. Una volta stimata la distribuzione congiunta p({x}, y), possono essere utilizzati per: Generare nuovi dati (come immagini o testo), Classificare facendo uso della regola di Bayes per calcolare, la 	 y rappresenta l'etichetta (o la variabile di classe, quando si tratta di classificazione). Quindi, i modelli generativi cercano di catturare il modo in cui i dati vengono generati. Una volta stimata la distribuzione congiunta p({x}, y), possono essere utilizzati per: Generare nuovi dati (come immagini o testo), Classificare facendo uso della regola di Bayes per calcolare, la