Finanziato dall'Unione europea NextGenerationEU
Ministero dell'Università e della Ricerca
Italiadomani PIANO NAZIONALE DI RIPRESA E RESILIENZA
FAIR Future Artificial Intelligence Research

Xai-driven knowledge distillation of Large Language Models for efficient deployment on low-resource devices

Riccardo Cantini, Alessio Orsino, Domenico Talia

Università della Calabria

23-24 Settembre, Napoli

Introduzione

- I **Large Language Models** hanno riscosso notevole successo per le loro elevate capacità di comprensione e generazione del linguaggio naturale.
- Tuttavia essi richiedono elevate risorse computazionali, il che ostacola il loro utilizzo in contesti low-resource (e.g., edge AI).
- Tecniche di compressione:
  - **Pruning**: eliminazione di componenti superflue del modello.
  - **Quantization**: riduzione della precisione numerica dei pesi.
  - **Knowledge Distillation**: trasferimento della conoscenza da un modello di grandi dimensioni (i.e., *teacher*) ad uno più compatto ed efficiente (i.e., *student*).

ChatGPT

Llama 3

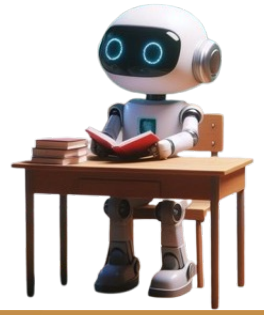
Gemini

BERT

Knowledge distillation

- La conoscenza viene trasferita minimizzando una loss che combina due contributi:
  - **Task loss** (L_{CE}): misura l'errore del modello *student* rispetto ai dati annotati, ottimizzandone le prestazioni sul task specifico.
  - **Distillation loss** (L_{KL}): misura la divergenza tra le predizioni del modello *student* e quelle del *teacher*, incoraggiando lo *student* ad imitarne il comportamento.

$$L = (1 - \alpha)L_{CE} + \alpha L_{KL}^{\tau}$$



- Task: «Classifica una recensione come *positiva* o *negativa*». *Classi:* 0 (**negativa**), 1 (**positiva**).

R1: «*Buon prodotto, fa il suo dovere.*»

R2: «*Prodotto eccellente, perfetto in ogni aspetto.*»

	R1	R2
Target label (**WHAT**)	1	1
Teacher output (**HOW**)	0.75	0.99

Problemi degli approcci attuali

- Le tecniche di distillazione tradizionali non sono sempre in grado di trasferire in maniera efficace la «*conoscenza explainable*» da modelli complessi (e.g., LLMs) a modelli leggeri.

- Il semplice allineamento degli output dei due modelli potrebbe fallire nel trasferire allo *student* informazioni essenziali sul processo decisionale in accordo al quale il *teacher* svolge uno specifico task.
  - Perdita di **interpretabilità**
  - Basse capacità di **generalizzazione**

- Soluzione proposta: **DiXtill** (*XAI-driven Knowledge Distillation*)
  - Le spiegazioni locali di un LLM *teacher* vengono utilizzate per guidare il processo di distillazione in un modello *student* **energy-efficient** e **self-explainable**.
  - Questo approccio migliora la **trustworthiness** dello *student*, con un conseguente impatto positivo sull'**accuratezza** del modello distillato sul task specifico.

DiXtill: XAI-driven knowledge distillation

- Alla tradizionale loss di distillazione viene aggiunto un termine (L_{XAI}) che promuove l'allineamento tra le spiegazioni *locali* del *teacher* e dello *student*.
  - Le spiegazioni del modello *teacher* (σ^T) sono precalcolate mediante l'uso di una tecnica di XAI post-hoc.
  - Le spiegazioni del modello *student* (σ^S) vengono apprese in maniera dinamica durante il processo stesso di distillazione.

$$L = (1-\alpha)L_{CE} + \alpha(L_{KL}^{\tau} + L_{XAI})$$

$$L_{XAI} = \frac{1}{2}\left(1 - \frac{\sigma^T \cdot \sigma^S}{\|\sigma^T\|\|\sigma^S\|}\right)$$

- Task: «Classifica una recensione come *positiva* o *negativa*». *Classi:* 0 (**negativa**), 1 (**positiva**).

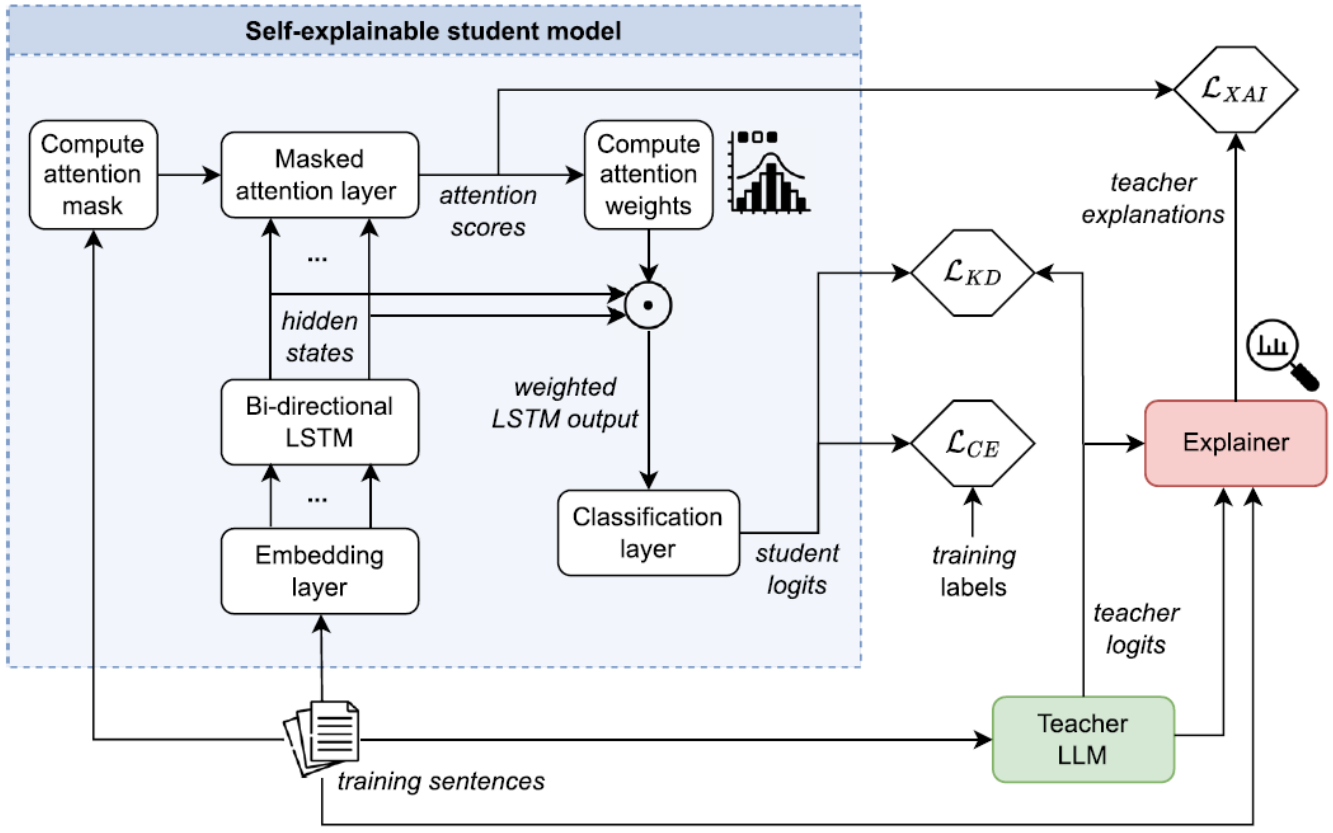
R1: «*Buon prodotto, fa il suo dovere.*»

R2: «*Prodotto eccellente, perfetto in ogni aspetto.*»

	R1	R2
Target label (**WHAT**)	1	1
Teacher output (**HOW**)	0.75	0.99
Teacher expl. (**WHY**)	***buon***	***eccellente***

DiXtill: struttura del processo di distillazione

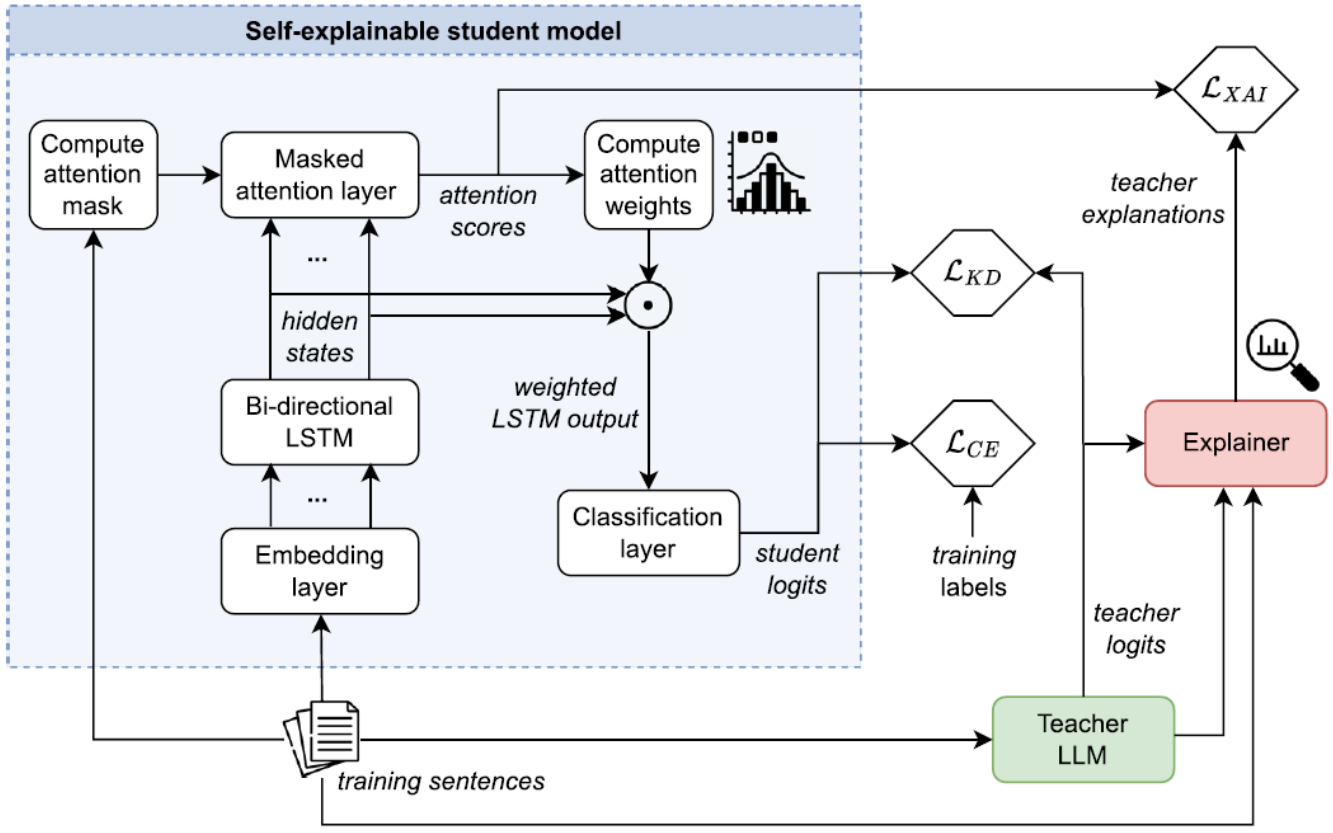
- Modello *student*: LSTM bi-direzionale
  - Il modello *student* è **self-explainable**, ovvero, dato un certo input, fornisce in output sia un risultato sia la relativa spiegazione.
  - Sfrutta un meccanismo di **masked attention** per attribuire ad ogni termine uno *score* che misura la sua importanza nel determinare l'output.
  - Tali score (**word attributions**) costituiscono una spiegazione dell'output del modello *student*.
  - Il **masking** consente allo *student* di ignorare elementi superflui, come il padding, durante il calcolo degli score di attention.



DiXtill: struttura del processo di distillazione

- Modello *teacher*: BERT
  - Il modello *teacher* è **preaddestrato** e **fine-tuned** sul task di interesse (e.g., *sentiment analysis*).
  - Viene usato un **Explainer** (e.g., *integrated gradients*) per precalcolare le spiegazioni del *teacher* per ogni elemento del training set.
  - Le spiegazioni ottenute, sotto forma di **word attributions**, vengono utilizzate per guidare il processo di distillazione (L_{XAI}).

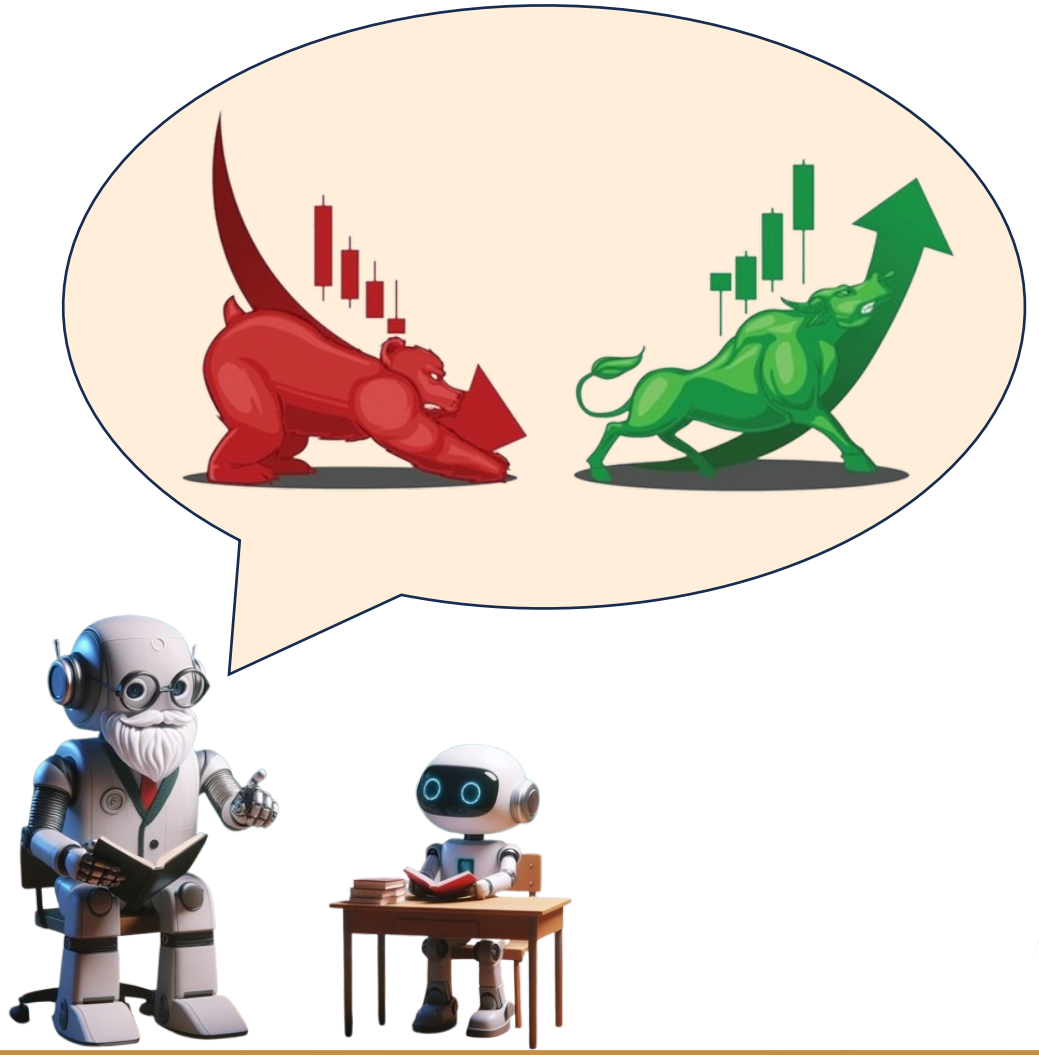
- **DiXtill** loss: $L = (1 - \alpha)L_{CE} + \alpha(L_{KL}^{\tau} + L_{XAI})$



Valutazione sperimentale

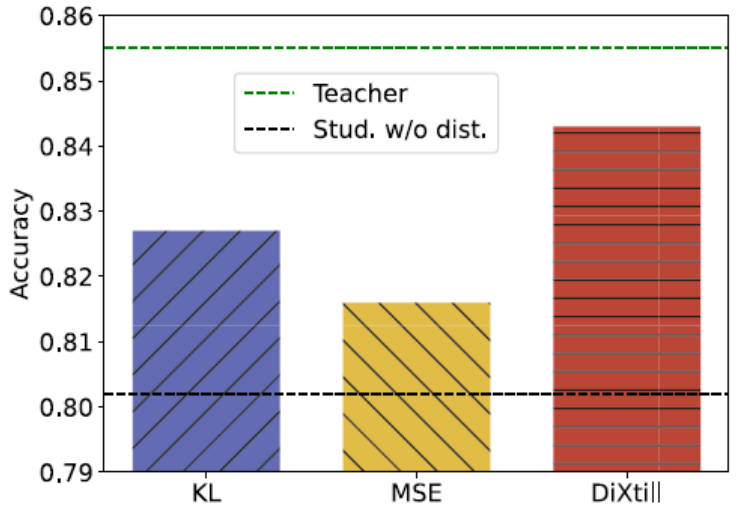
- Dataset utilizzato: **Twitter Financial News Sentiment**
  - Classi: **bearish** (*ribassista*), **bullish** (*rialzista*), **neutral**
  - 9.938 tweet di training, 2.486 tweet di test
  - Modello fine-tuned: **FinBERT** (🤗 Hugging Face)

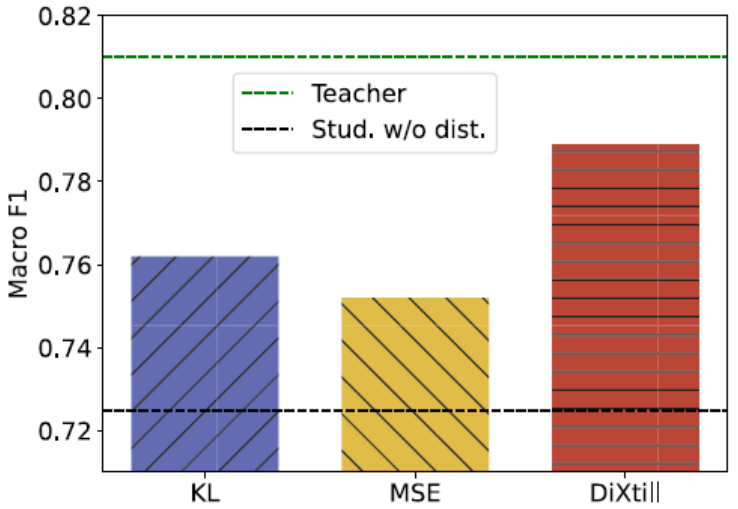
- Tecniche confrontate:
  - **Distillazione logit-based** (KL / MSE loss)
  - **Post-Training Quantization** (PTQ), int8
  - **Attention Head Pruning** (AHP), structured



Confronto con le tecniche di distillazione classica

- **DiXtill** presenta le prestazioni migliori, con un'**accuratezza** di **0.843** e una **macro-F1** di **0.789**.
- L'integrazione delle spiegazioni nel processo di distillazione consente di ridurre il divario prestazionale tra *teacher* e *student*.
- Vengono mantenute prestazioni elevate a fronte di una importante riduzione del numero di parametri (*meno di un milione contro i 110 milioni del modello teacher*).

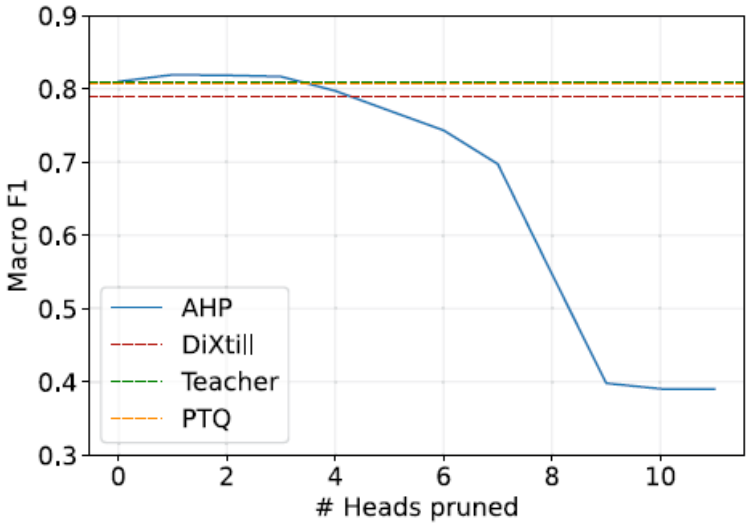


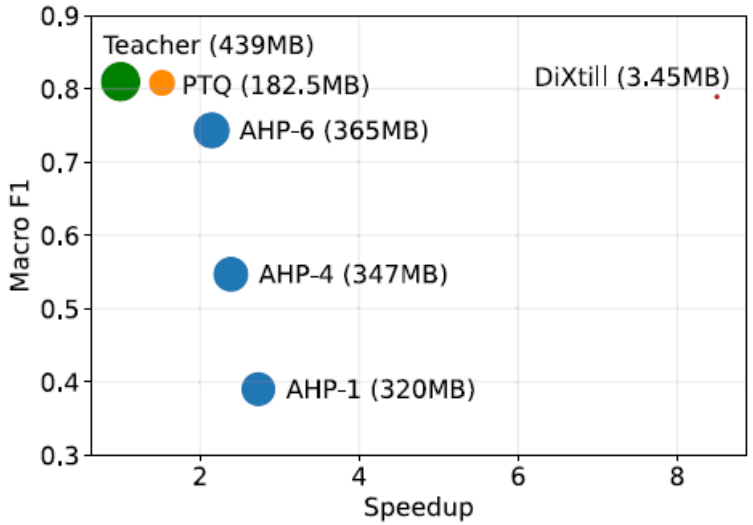


Method	Accuracy	Macro F1
Student w/o distillation	0.802	0.725
Distillation with KL	0.827	0.762
Distillation with MSE	0.816	0.752
DiXtill	**0.843**	**0.789**
Teacher	0.855	0.810

Confronto con le tecniche di compressione

- **DiXtill** raggiunge il miglior trade-off tra accuratezza ed efficienza in termini di **compressione** (**127x**) e **tempo di inferenza** (**8.7x**).
- La quantizzazione **PTQ** ottiene una buona accuratezza, al prezzo di uno speed-up (1.52x) ed una compressione limitati (2.4x).
- Il pruning **AHP** migliora la velocità rispetto a PTQ (2.18x), ma risulta molto sensibile al numero di *heads* rimosse, con prestazioni insufficienti per elevati fattori di compressione.

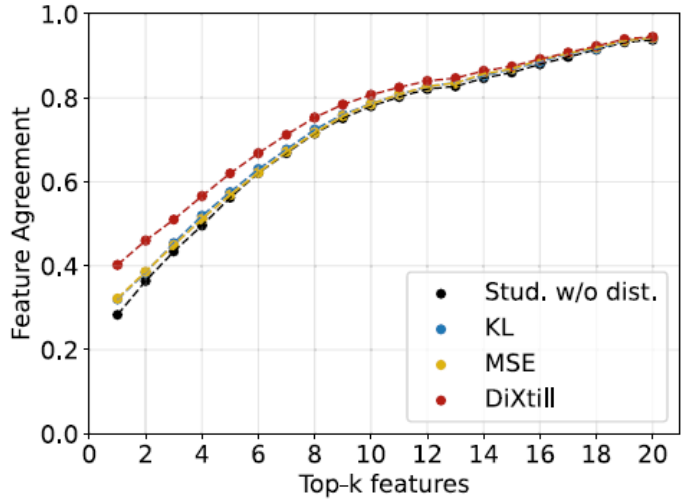


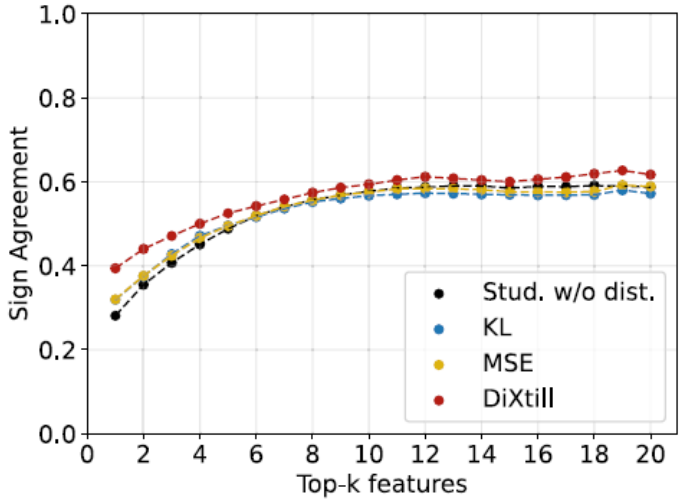


Method	Size ($\mathcal{C}_{ratio}$)	Inference time (*Speedup*)
AHP-6	365 MB (↑ 1.20×)	0.28 s (↑ 2.18×)
PTQ	182.5 MB (↑ 2.40×)	0.40 s (↑ 1.52×)
DiXtill	**3.45 MB** (↑ **127**×)	**0.07 s** (↑ **8.7**×)
Teacher	439 MB	0.61 s

Interpretabilità del modello distillato

- **DiXtill** ha mostrato un maggiore accordo (*feature* e *sign agreement)* tra le spiegazioni dei modelli *student* e *teacher*, rispetto alle altre tecniche di distillazione.
- Le spiegazioni per **DiXtill** sono *self-computed*, mentre per le altre tecniche sono ottenute tramite *IG*.
- Esempi di spiegazioni:
  - Tweet con sentiment ribassista: "**cut**", "**stock**", "**price**".
  - Tweet con sentiment rialzista: "**raised**", "**stock**", "**price**".





Legend: Negative Neutral Positive

True Label	Predicted Label	Attribution Label	Attribution Score	Word Importance
0	0 (1.00)	BEARISH	2.68	nortonlifelock stock price target cut to $ 18 from $ 25 at deutsche bank

Legend: Negative Neutral Positive

True Label	Predicted Label	Attribution Label	Attribution Score	Word Importance
1	1 (1.00)	BULLISH	2.46	autodesk stock price target raised to $ 162 from $ 149 at wedbush

Conclusioni e sviluppi futuri

- **DiXtill** consente la distillazione efficace di LLM in modelli di piccole dimensioni seguendo un approccio XAI-driven.
- Vantaggi:
  - Elevata **accuratezza** del modello distillato e maggiore accordo con le spiegazioni del teacher rispetto alla distillazione classica.
  - Fattore di **compressione** e **speed-up** significativamente più alti rispetto ad altre tecniche di compressione (*PTQ*, *AHP*).
- Sviluppi correnti e futuri:
  - Integrazione con tecniche di **meta-learning** (*learning-to-teach*).
  - Combinazione con tecniche di **neural architecture search** green-aware.
- Codice disponibile su GitHub: https://github.com/SCAlabUnical/DiXtill
- Maggiori dettagli in: *Cantini Riccardo, Alessio Orsino, and Domenico Talia. "**Xai-driven knowledge distillation of large language models for efficient deployment on low-resource devices.**" Journal of Big Data 11.1 (2024): 63.*


thank you
danke
謝謝
ngiyabonga
teşekkür ederim
gracias
merci
obrigado
dziękuję
bedankt
go raibh maith agat
sukriya
kop khun krap
terima kasih
grazie
arigatô
dakujem
mochchakkeram
tapadh leat
спасибо
рахмат
Баярлалаа
faafetai lava
dank je
misaotra
matondo
paldies
grazzi
mersi
barka
welalin
tack
vinaka
blagodaram
kiitos
dankie
dhanyavad
nanri
nandri
hvala
mauruuru
köszönöm
enkosi
bayarlaa
gràcie
dankon
akun
aciù
chnorakaloutioun
gratias ago
gràcies
sulpáy
djiere dieuf
tau
дякую
mamnun
obrigada
хвала
asante
manana
tenki
chokrane
murakoze
sobodi
dèkuji
sagolun
didi madloba
mèsi
najis tuke
kam sah hamnida
rahmat
rahmet
tanemirt
ありがとう
taiku
takk
dhanyavadagalu
diolch
shukriya
merci
мерси
trugarez
ευχαριστώ
xièxie
감사합니다
তোমাকে ধন্যবাদ