

APPRENDIMENTO AUTOMATICO CONTRO IL TERRORISMO



MACHINE LEARNING COUNTERTERRORISM

Definizione di terrorismo secondo Hoffman

"la creazione deliberata e lo sfruttamento della paura attraverso la violenza o la minaccia della stessa nel perseguimento del cambiamento socio-politico"

Il terrorismo del XXI secolo è un fenomeno estremamente complesso, con lunghe radici che affondano in mille meandri della storia e componenti di ordine prevalentemente psico-socio-culturale.

Terrorista = Sociopatico

Sebbene la spiegazione del terrorismo da un punto di vista psicopatologico potrebbe non essere esaustiva, non si può scartare a priori un modello teorico di partenza basato essenzialmente sulla **sociopatia**.

I terroristi, così come gli individui sociopatici sembrano del tutto privi di emozioni sociali, basta guardarli mentre eseguono esecuzioni brutali con freddezza e autocelebrazione amplificata dall'uso sapiente delle nuove tecnologie.

Gli approcci teorici alla radicalizzazione

- Terrorismo estremo
- Fondamentalismo e radicalizzazione
- Identificazione totale con la causa
- Ricerca dell'assoluto
- Ipermotivazione
- Il combattente/terrorista "vagante"
- Il mito del "crogiuolo"
- Violenza e menzogna

Gli approcci teorici alla radicalizzazione

La radicalizzazione violenta e l'impegno nel terrorismo vanno considerati come un processo psicosociale dinamico che comprende almeno tre fasi:

- il coinvolgimento,
- l'impegno fattuale nell'attività terroristica e
- l'allontanamento (ed eventualmente la de-radicalizzazione).

Radicalismo, radicalizzazione, coinvolgimento nel terrorismo sembrano, rimandare a una serie di processi diversi.

Ciò che occorre capire, sono i processi tramite i quali le persone adottano credenze che giustificano la violenza e come passino dal pensiero all'azione.

Our Security

Is Increasingly Challenged



New Adversaries

Domestic Terrorism

Non-State Actors

Organized Crime

Political Crisis

Natural Disasters

Border Security

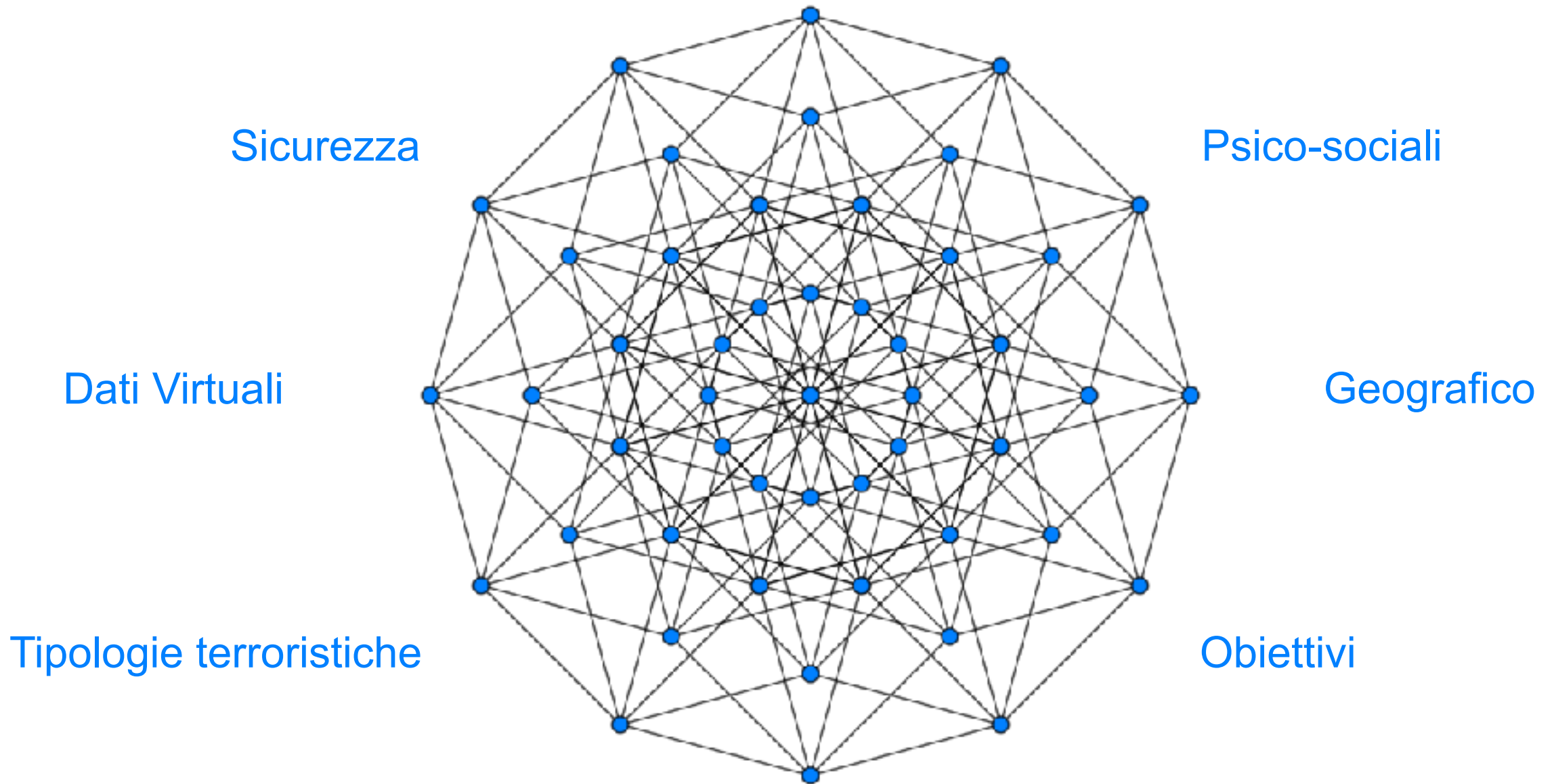
Energy Security

Refugee Crisis

Cyber Warfare

Requiring Multi-Jurisdiction, Multi-Agency
And Global Operations

Uno spazio n-dimensionale di informazioni da analizzare



Una minaccia alla vita sociale - una esigenza di sicurezza

Una delle minacce più importanti per la civiltà odierna è il terrorismo.

Il terrorismo non solo pregiudica la legalità e l'ordinamento di uno Stato, ma influenza anche la qualità della vita sociale, deprime fisicamente ed emotivamente gli abitanti e li priva della fruizione della libertà sociale.

Più le civiltà sono progredite, più le persone stanno lavorando all'esplorazione di diversi meccanismi per proteggere l'umanità dal terrorismo.

Molte tecniche sono state provate per antiterrorismo per proteggere la vita degli individui nella società.

1 Una prima soluzione per rispondere a 5 domande

I risultati hanno dimostrato che i modelli basati su DNN sono i più precisi e hanno dimostrato una precisione maggiore del 95% rispetto ad altre tecniche all'avanguardia nell'apprendimento automatico.

Queste tecniche basate sull'apprendimento profondo possono aiutare i governi e le forze dell'ordine a comprendere i fattori del terrorismo e progettare strategie per affrontare il terrorismo prima che un'attività terroristica possa effettivamente svolgersi.

Il primo sistema analizzato prevede cinque diversi modelli basati su reti neurali profonde (DNN) per comprendere il comportamento delle attività terroristiche, ad esempio:

1. quale regione verrà attaccata?
2. che tipo di attacco verrà effettuato?
3. l'attacco avrà successo o no?
4. l'attacco sarà suicida o no?
5. che tipo di arma verrà utilizzata nell'attacco?

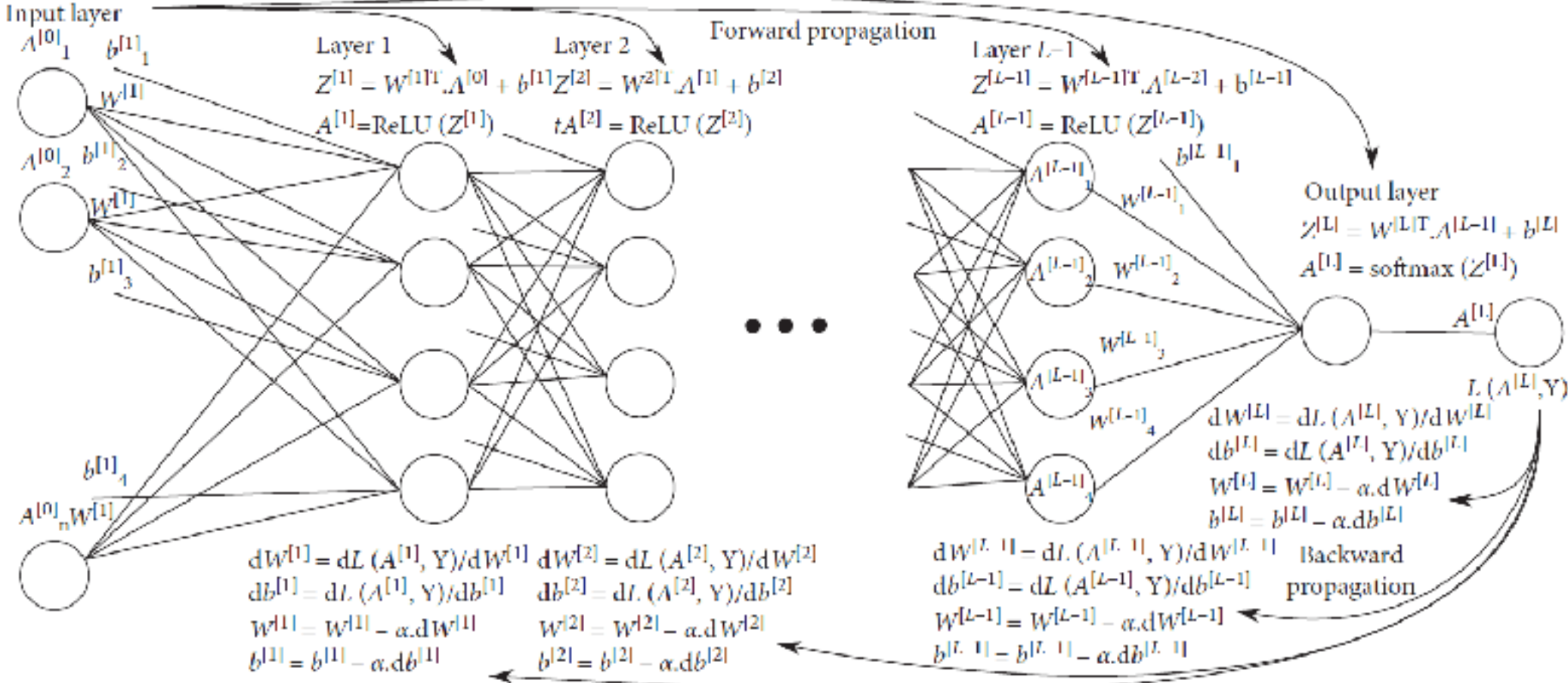
Vedremo rapidamente come un DNN presenti prestazioni superiori fino al 95% in termini di accuratezza, precisione, richiamo e punteggio F1, mentre il semplice ANN e algoritmi di machine learning tradizionali, hanno raggiunto solo una precisione massima dell'83%.

Concluderemo che applicando il DNN qui citato, il modello predisposto sarà affidabile nel prevedere il comportamento di attività terroristiche.

I fattori presi in esame

1. Suicidio: per prevedere se un'attività terroristica finirà con un suicidio o no.
2. Successo: per prevedere se un'attività terroristica avrà successo o no.
3. Tipo di arma: classificare quale tipo di armi saranno utilizzate dai terroristi.
4. Sito: per classificare l'area obiettivo dell'attività terroristica.
5. Tipo di attacco: per classificare il tipo di attacco effettuato come attività terroristica (forma/obiettivo).

Architettura del Deep Natural Network



A sample architecture of deep neural network.

Algoritmi a confronto

```
Input: the whole dataset of GTD along with labels  
Output: optimized values of  $W$  and  $b$   
Data: GTD Dataset  
(1)  $W_1, b_1, W_2, b_2 = \text{random\_numbers}$  //Glorot Uniform initializer  
(2) while  $i \leq \text{num\_iteration}$  do  
(3)  $Z_1 = W_1^T \times X + b_1$   
(4)  $A_1 = \text{ReLU}(Z_1)$  //ReLU( $Z$ ) = max(0,  $z$ )  
(5)  $Z_2 = W_2^T \times A_1 + b_2$   
(6)  $A_2 = \text{sigmoid}(Z_2)$  //sigmoid( $z$ ) =  $1 / (1 + e^z)$   
(7)  $\mathcal{L}(A_2, Y) = -(1/m) \sum_{i=0}^m Y_i \log(A_2)$   
(8)  $W_1 = W_1 - \alpha \partial \mathcal{L} / \partial W_1$   
(9)  $b_1 = b_1 - \alpha \partial \mathcal{L} / \partial b_1$   
(10)  $W_2 = W_2 - \alpha \partial \mathcal{L} / \partial W_2$   
(11)  $b_2 = b_2 - \alpha \partial \mathcal{L} / \partial b_2$ 
```

ALGORITHM 1: The training of neural network with gradient descent optimization algorithm.

ANN

```
Input: the whole dataset of GTD along with labels  
Output: optimized values of  $W$  and  $b$   
Data: GTD Datasets  
(1)  $W^{[1..L]} = \text{random\_numbers}$  //Glorot Uniform initializer  
(2)  $b^{[1..L]} = \text{random\_numbers}$   
(3) while  $i < \text{num\_iteration}$  do  
(4)  $k \leftarrow 1$   
(5) while  $j \leq L$  do  
(6)  $Z^{[j]} = W^{[j]^T} \cdot A^{[j-1]} + b^{[j]}$   
(7)  $A^{[j]} = g(Z^{[j]})$  // $g(Z) = \max(0, z)$   
(8) increment  $j$  by 1  
(9)  $\mathcal{L}(A^{[L]}, Y) = -(1/m) \sum_{i=0}^m Y_i \log(A_i^{[L]})$  //Binary cross-entropy loss  
(10)  $k \leftarrow L$   
(11) while  $k \geq 0$  do  
(12)  $W^{[k]} = W^{[k]} - \alpha \partial \mathcal{L} / \partial W[k]$   
(13)  $b^{[k]} = b^{[k]} - \alpha \partial \mathcal{L} / \partial b[k]$   
(14) decrement  $k$  by 1
```

ALGORITHM 2: The training of deep neural network using gradient descent optimization algorithm.

DNN

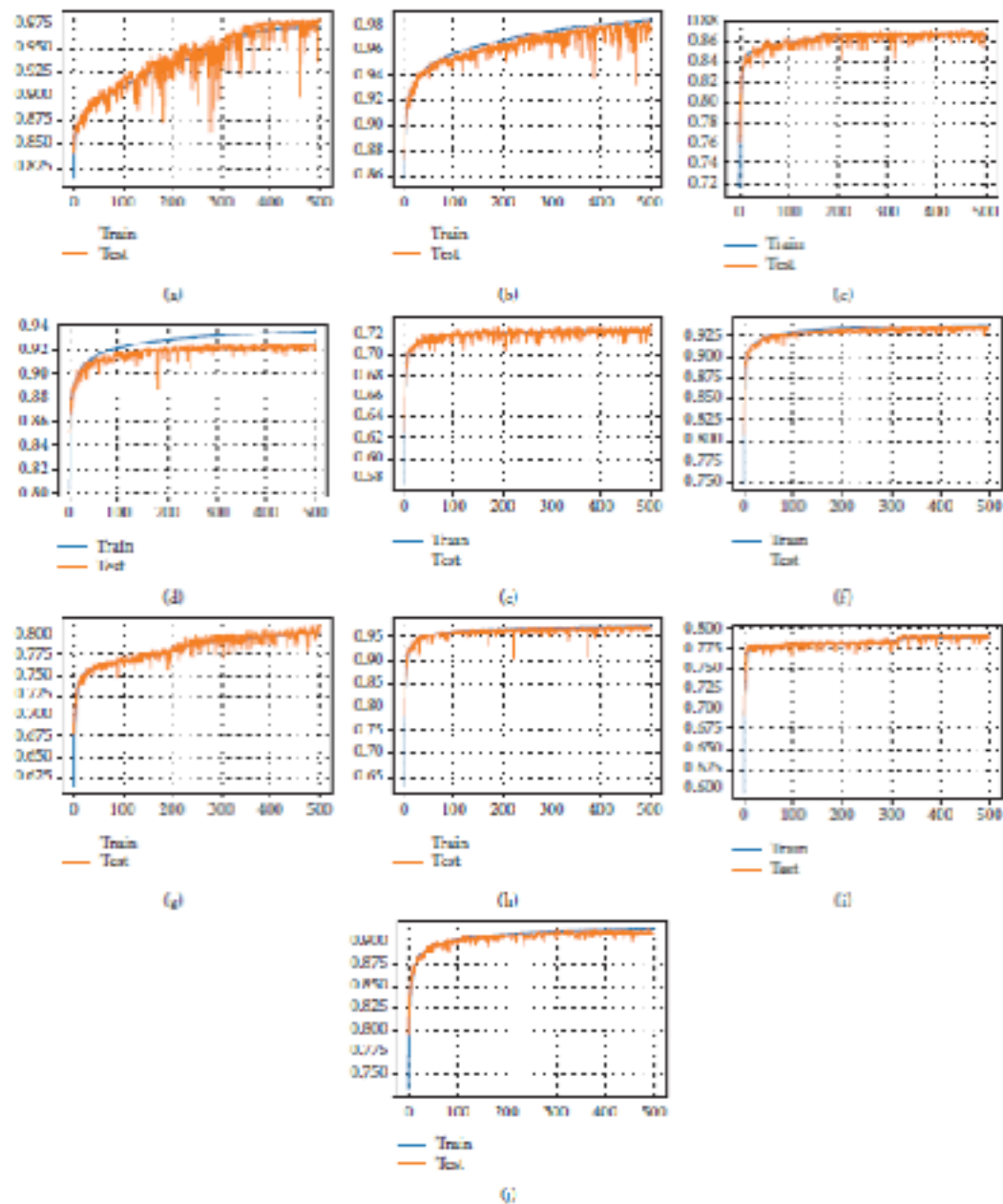
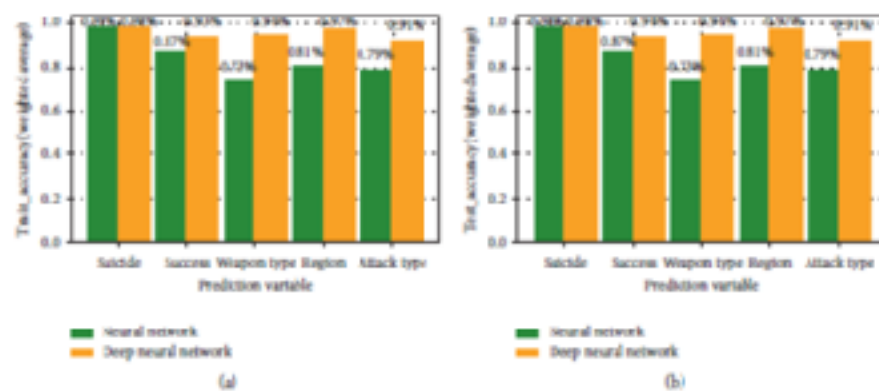
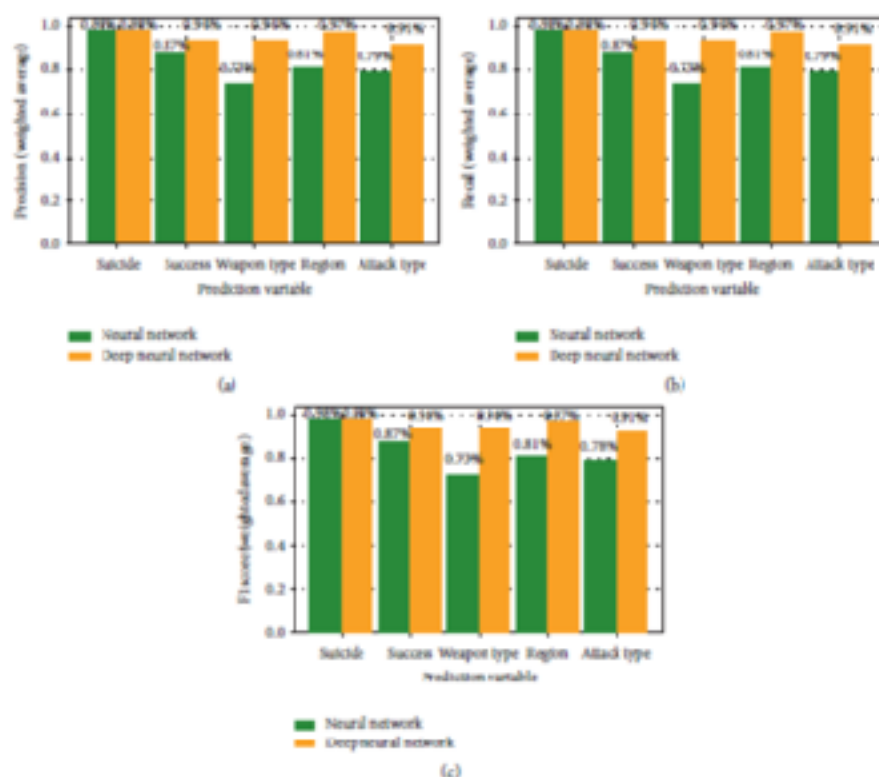


FIGURE 4. Train and test accuracy in every iteration computed by NN and DNN. (a) Neural network for suicide prediction. (b) Deep neural network for suicide prediction. (c) Neural network for success prediction. (d) Deep neural network for success prediction. (e) Neural network for weapon type prediction. (f) Deep neural network for weapon type prediction. (g) Neural network for region prediction. (h) Deep neural network for region prediction. (i) Neural Network for attack type prediction. (j) Deep neural network for attack type prediction.



Train and test accuracy by neural network and deep neural network in making predictions of suicide, success, weapon type, region, and attack type. (a) Train accuracy by neural network and deep neural network. (b) Test accuracy by neural network and deep neural network.



Precision, recall, and F1-Score by neural network and deep neural network in making predictions of suicide, success, weapon type, region, and attack type. (a) Precision by neural network and deep neural network. (b) Recall by neural network and deep neural network. (c) F1-Score by neural network and deep neural network.

Il risultato

Working environment.

No. of nodes	Name of machine	Frequency per node (GHz)
48	Intel(R) Xeon(R) Silver 4116 CPU	2.10

Performance of comparison of NN and DNN with traditional machine algorithms, i.e., logistic regression, SVM, and Naïve Bayes.

Algorithm	Train Accuracy (%)	Test Accuracy (%)	Average Precision (%)	Average Recall (%)	Average F1-Score (%)
Logistic regression	79.2	76.9	76.7	76.8	76.8
SVM	78.8	78.3	78.2	78.2	78.2
Naïve Bayes	81.3	80.9	80.8	88.8	88.7
NN	83.6	83.6	83.6	83.6	83.6
DNN	94.6	94.8	94.8	94.8	94.8

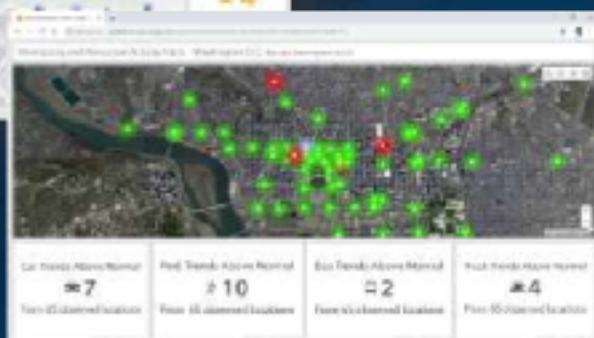
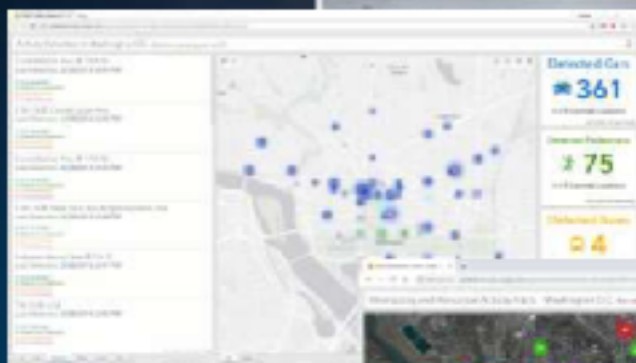
Il Global Terrorism Database (GTD)

database non classificato più completo al mondo - censimento degli attacchi terroristici.

ID_GTD	DATA	NAZIONE	CITTÀ	GRUPPO PERPETRATORI	FATALITÀ	FERITO	TIPO DI TARGET	REGIONE	TIPO DI ATTACCO	TIPO DI ARMA
201812310034	31/12/2018	Regno Unito	Belfast	Repubblicani dissidenti	0	0	Cittadini privati e proprietà	Europa occidentale	Attacco a strutture / infrastrutture	Mischia
201812310033	31/12/2018	Afghanistan	Distretto di Nad Ali	Talebani	1	3	Polizia	Asia del sud	Sconosciuto	Sconosciuto
201812310032	31/12/2018	Afghanistan	Dik Sar	Talebani	1	0	Cittadini privati e proprietà	Asia del sud	Sconosciuto	Sconosciuto
201812310031	31/12/2018	Afghanistan	Distretto di Khwaja Sabz Posh	Talebani	Sconosciuto	Sconosciuto	Militare	Asia del sud	Attacco a strutture / infrastrutture	Sconosciuto
201812310030	31/12/2018	Afghanistan	Sorkhi Sang	Talebani	8	0	Polizia	Asia del sud	Attacco a strutture / infrastrutture	Incendiario, sconosciuto
201812310029	31/12/2018	Afghanistan	Farah	Sconosciuto	1	0	Governo (generale)	Asia del sud	Assalto armato	Armi da fuoco
201812310028	31/12/2018	Repubblica Centrafricana	Bakouma	Fronte popolare per il Rinascimento della Repubblica Centrafricana (FPRC)	4	2	Cittadini privati e proprietà	Africa sub-sahariana	Assalto armato	Armi da fuoco
201812310027	31/12/2018	Libia	Sconosciuto	Sconosciuto	0	0	Utilità	Medio Oriente e Nord Africa	Attacco a strutture / infrastrutture	Armi da fuoco
201812310026	31/12/2018	Libia	Sconosciuto	Sconosciuto	0	1	Utilità	Medio Oriente e Nord Africa	Presa di ostaggi (incidente con barricata), attacco a strutture / infrastrutture	Armi da fuoco
201812310025	31/12/2018	Pakistan	Khar Tangi	Capitolo Khorasan dello Stato Islamico	3	0	Sconosciuto	Asia del sud	Bombardamenti / esplosioni	Esplosivi / Bombe / Dinamite
201812310023	31/12/2018	Indonesia	Salubanga	Mujahidin Indonesia Timur (MIT)	0	2	Polizia	Sud-est asiatico	Assalto armato	Esplosivi / Bombe / Dinamite, Armi da fuoco
201812310022	31/12/2018	Pakistan	Karachi	Sconosciuto	1	0	Attività commerciale	Asia del sud	Assalto armato	Armi da fuoco
201812310020	31/12/2018	Camerun	Bamenda	Separatisti	0	1	Governo (generale)	Africa sub-sahariana	Assassinio	Armi da fuoco
201812310019	31/12/2018	Yemen	Dali	Sconosciuto	0	5	Polizia	Medio Oriente e Nord Africa	Assassinio	Armi da fuoco
201812310018	31/12/2018	Mali	Niambougou	Sconosciuto	0	0	Istituto d'Istruzione	Africa sub-sahariana	Attacco a strutture / infrastrutture	Incendiario
201812310016	31/12/2018	India	Tral	Sconosciuto	0	0	Militare	Asia del sud	Assalto armato	Armi da fuoco
201812310014	31/12/2018	Afghanistan	Qush Qara	Talebani	10	10	Utilità	Asia del sud	Assalto armato	Armi da fuoco
201812310013	31/12/2018	Afghanistan	Angot	Talebani	10	10	Utilità	Asia del sud	Assalto armato	Armi da fuoco
201812310012	31/12/2018	Regno Unito	Manchester	Estremisti di ispirazione jihadista	0	3	Polizia, Trasporti	Europa occidentale	Assalto armato	Mischia
201812310011	31/12/2018	Afghanistan	Distretto di Sharana	Sconosciuto	2	5	Attività commerciale	Asia del sud	Bombardamenti / esplosioni	Esplosivi / Bombe / Dinamite
201812310010	31/12/2018	Afghanistan	Madrassa	Talebani	2	5	Polizia, Polizia	Asia del sud	Assalto armato	Armi da fuoco
201812310009	31/12/2018	Iraq	Taha al-Rashid	Stato islamico dell'Iraq e del Levante (ISIL)	2	2	Militare	Medio Oriente e Nord Africa	Bombardamenti / esplosioni	Esplosivi / Bombe / Dinamite
201812310008	31/12/2018	Afghanistan	Taluqan	Sconosciuto	1	3	Polizia	Asia del sud	Assassinio	Esplosivi / Bombe / Dinamite
201812310006	31/12/2018	Filippine	Cotabato City	Bangsamoro Islamic Freedom Movement (BIFM), Maute Group	2	34	Attività commerciale	Sud-est asiatico	Bombardamenti / esplosioni	Esplosivi / Bombe / Dinamite
201812310005	31/12/2018	Iraq	Nahrawan	Sconosciuto	0	0	Utilità	Medio Oriente e Nord Africa	Bombardamenti / esplosioni	Esplosivi / Bombe / Dinamite
201812300025	30/12/2018	Afghanistan	Sabzi Karha	Talebani	1	0	Polizia	Asia del sud	Assalto armato	Armi da fuoco
201812300023	30/12/2018	India	Kothi Rai	Sconosciuto	1	0	Governo (generale)	Asia del sud	Assalto armato	Armi da fuoco
201812300022	30/12/2018	India	Lakhmir Pura	Sconosciuto	1	0	Governo (generale)	Asia del sud	Assalto disarmato, attacco a strutture / infrastrutture	Incendiario, Veicolo (non includere esplosivi trasportati da veicoli, ad esempio bombe per auto o camion)

AI and Computer Vision

Target Identification & Tracking

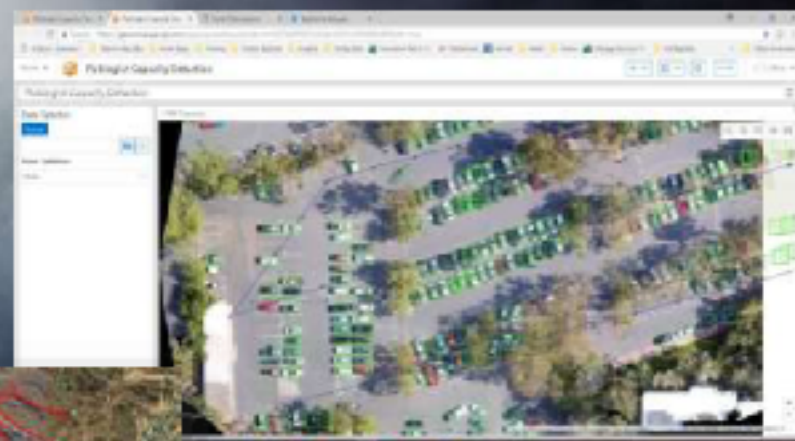


Anomaly Detection

Surface to Air Missile Launcher Sites Detection



SOM: Activity Identification via Car Counting per Area & Time

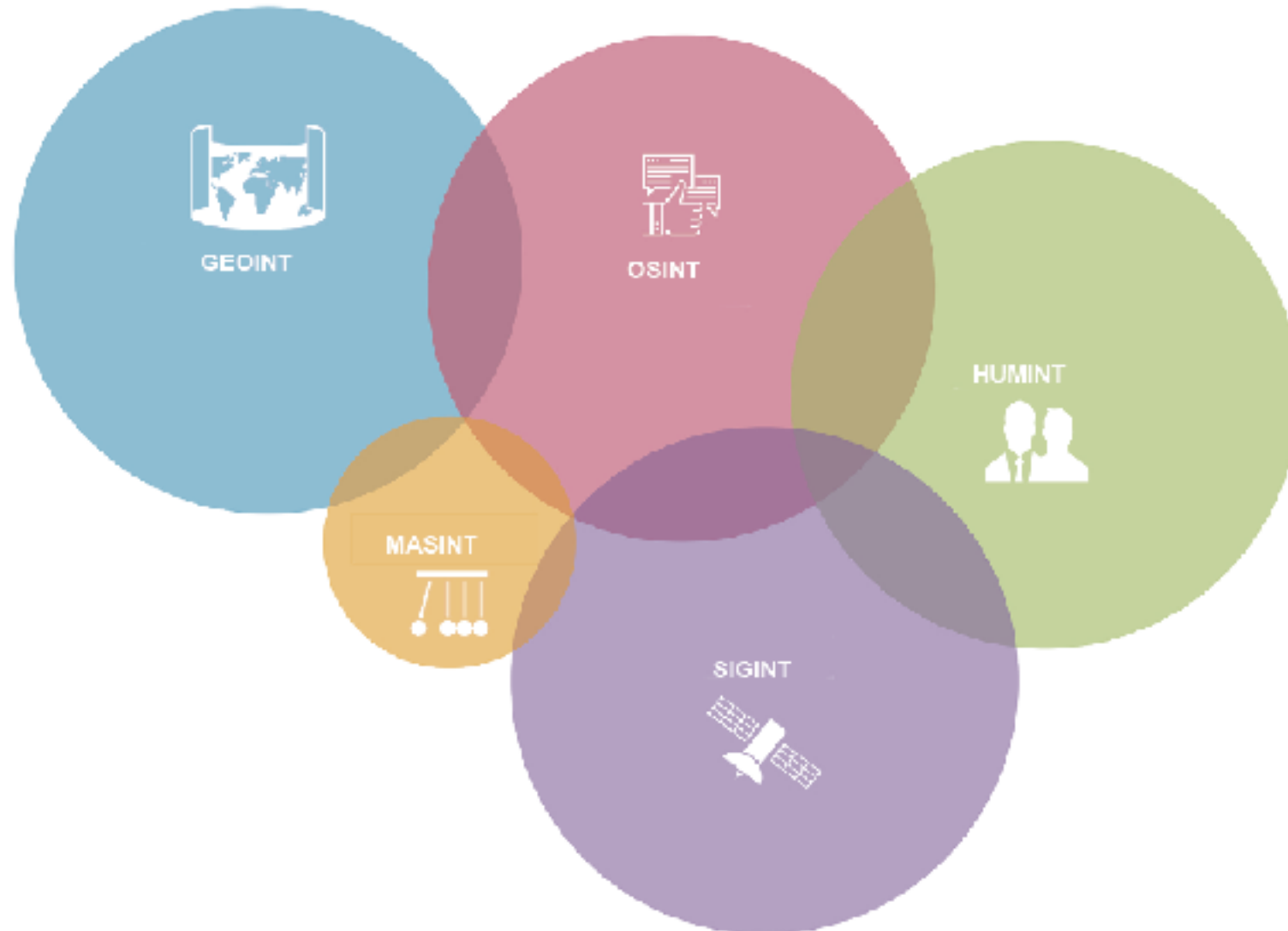


Hidden Road Detection

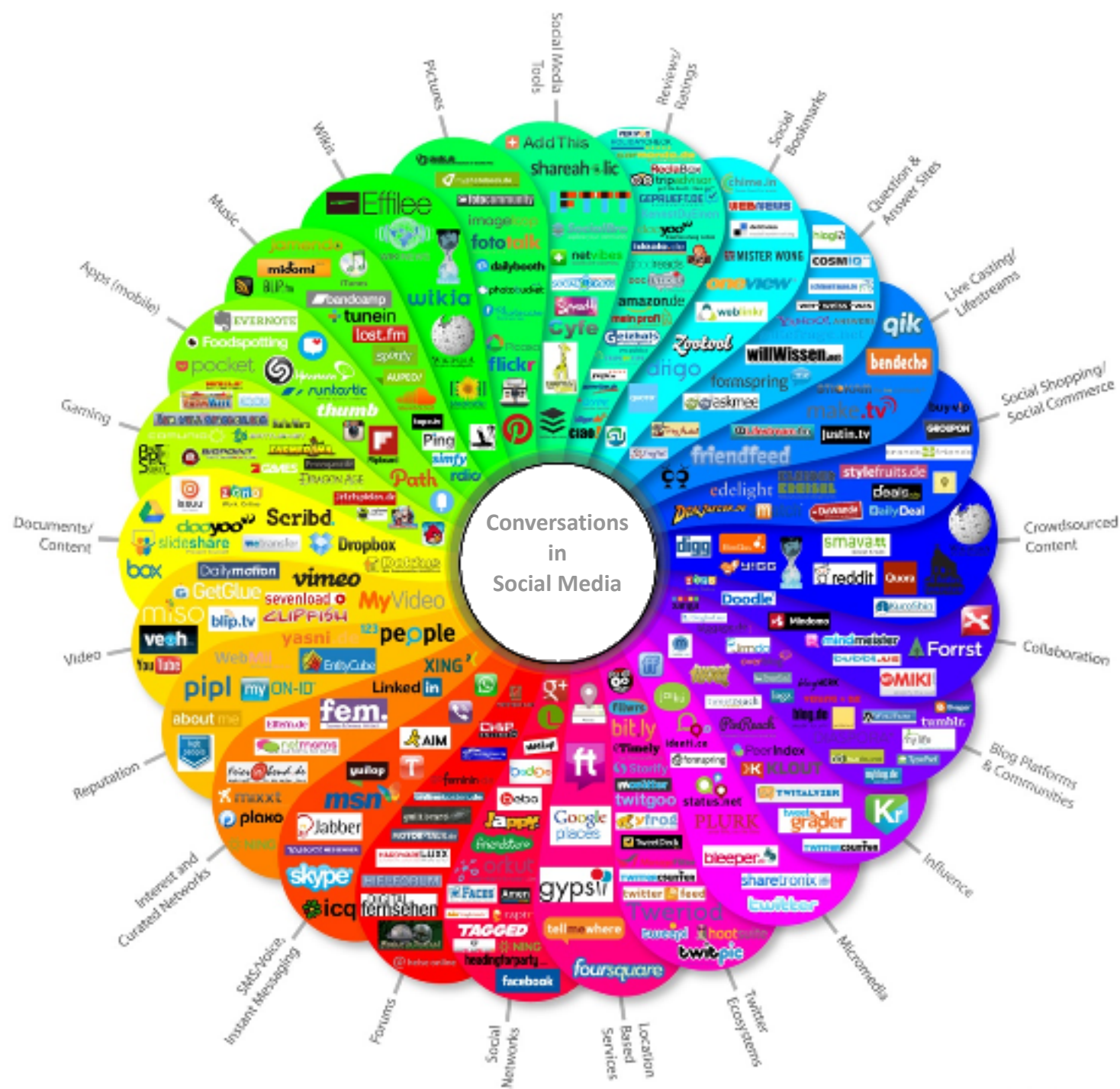
High Resolution Change Detection
Detecting New Piers



Discipline di intelligence sovrapposizione aree di contatto

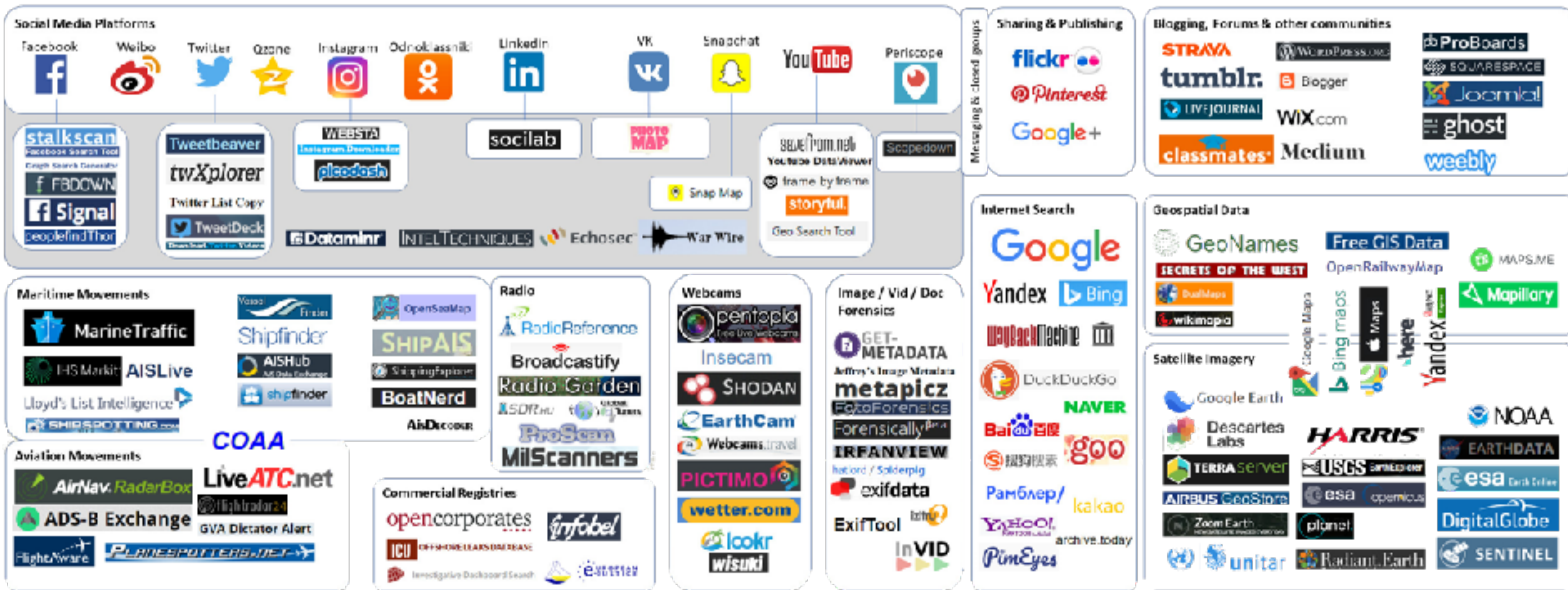






OSINT le maggiori frequentazioni

Open Source Intelligence (/OSINT – Open Source Investigation)



This landscape shows data sources (mostly platforms, tools or apps) that provide publicly available data which may be of use in OSINT. Some tools may charge for data access. It is intended to be extensive, but not exhaustive, and may be updated periodically.

2

Rilevamento e classificazione affiliazioni estremiste da social media con analisi del sentiment

L'identificazione e la classificazione dei tweet legati agli estremisti è una questione scottante.

Le bande estremiste sono coinvolte nell'utilizzo di siti di social media come Facebook e Twitter per diffondere la loro ideologia e il reclutamento di individui.

Sulla base dei post sui social media generati dagli utenti su Twitter, è stato sviluppato un sistema di classificazione dei tweet utilizzando tecniche di analisi del sentiment basate sull'apprendimento profondo per classificarne i tweet come estremisti o non estremisti.

I risultati analitici sono elevati e forniscono una base per evoluzioni future di ricerca.

Il sistema fa un'analisi del sentiment basata su DL per rispondere alle domande:

RQ # 1: Come riconoscere e classificare i tweet estremisti o non estremisti?

RQ # 2: Qual è la performance dei set di funzionalità classici come liken-grams, bag-of-words, term frequency–inverse document frequency (TF-IDF), bag-of-words (BoW) con incorporamento di parole utilizzando CNN, LSTM, FastText e GRU?

RQ # 3: Qual è la performance della tecnica proposta per la classificazione di affiliazione estremista rispetto ai metodi attualmente in uso?

RQ # 4: Come eseguire la classificazione del sentiment delle recensioni degli Utenti rispetto alle affiliazioni emotive degli estremisti su Twitter e Deep Web?

Tabella 1 Statistiche del set di dati

Etichetta di classe	# di tweet	Media lunghezza di un tweet	# di gettoni con stop # di parole di gettoni senza sosta parole
Estromito	12.751	10.17	86.871
Non estromito	8132	8.82	61.183

Tabella 2 Primi 25 termini ricorrenti

S. no.	Parola o emoji / frase	Frequenza del termine (TF)	Frequenza del documento (DF)	Utente frequenza (UF)
3	Iran	21.445	12.144	2113
4	Stato islamico	24.751	15.242	3002
5	Ugghn	26.812	11.762	2711
6	Jihad	26.813	16.133	1211
7	Khalifa	16.787	9378	2001
9	Amirato	22.574	13.417	3537
10	Khalifat	30.646	18.003	4423
11	Albagnadai	26.822	16.043	3075
12	Khalifat	27.603	16.928	1131
13	Al Qaeda	36.231	20.018	1838
14	Khud Kuch / subdlo	26.825	16.011	1371
15	Muradica	20.421	11.307	2538
16	Kate / Kate	18.701	21.172	5672
17	Valeno	8265	5009	1265
18	Berica	11.267	6371	2112
19	Urogo	26.726	14.873	1227
20	controcanto	2007	1009	558
21	Muradica	5721	6501	1537
22	Urogo	24.040	13.704	3635
23	all'uso	27.863	15.848	3753
24	Contro	11.911	7240	1022
25	Berica	2003	1070	861

Pre-elaborazione

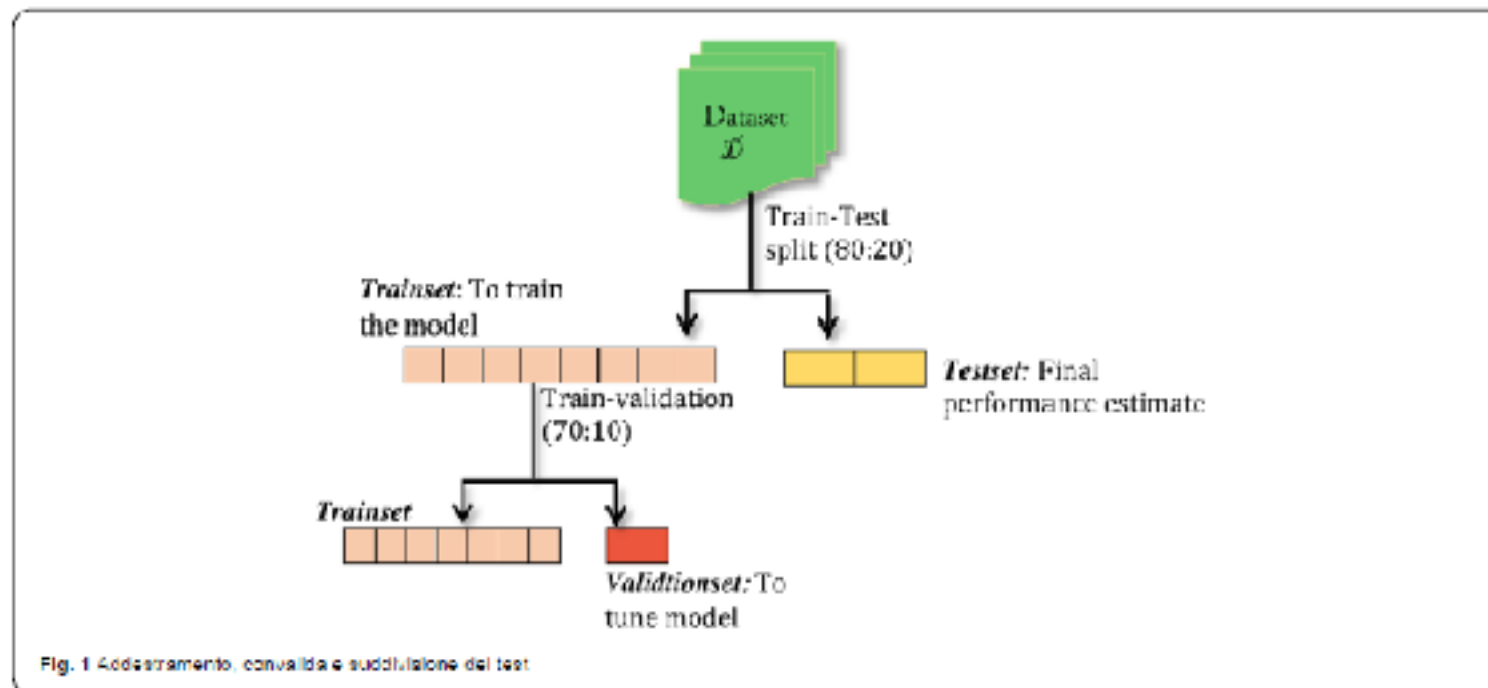


Tabella 3 Un elenco parziale dei dati di addestramento

Tweet Id	Tweet	Etichetta del tweet
1	Oh Allah!, siamo impotenti	Non estremista
2	Grandi notizie, ISIS bombato le forze afgane per catturare Helmand ..	Estremista
3	Ti amo Baghdadi, chi è interessato a conoscere la verità sul ISIS si .. visita la nostra pagina per ascoltare # Morloda	Estremista
4	Una lotta molto dolorosa l'operazione zero-zebra ci ha dato un duro colpo #TTT	Estremista
6	Che bella notizia, un attentatore suicida ha distrutto la stazione di polizia e ucciso 20 persone	Estremista

Formazione convalida e test

Tabella 4 Un elenco parziale dei dati del tweet

Tweet ID	Tweet	Etichetta
7	ragazzi... la notte ultra spaziosa, sempre meno è anni ecc...	Estremista
8	Condanniamo un attacco subito a Peshmala (o)	Non estremista

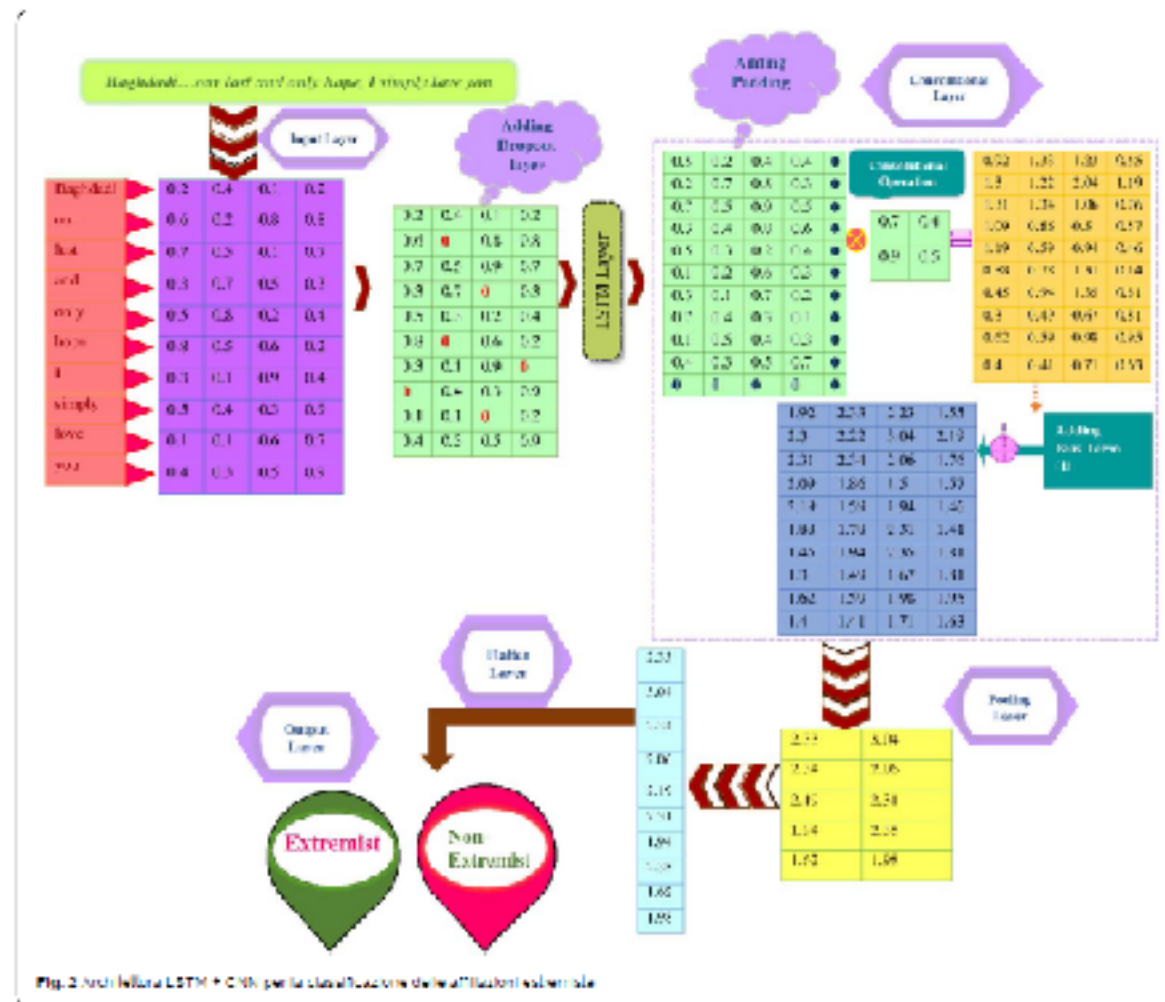
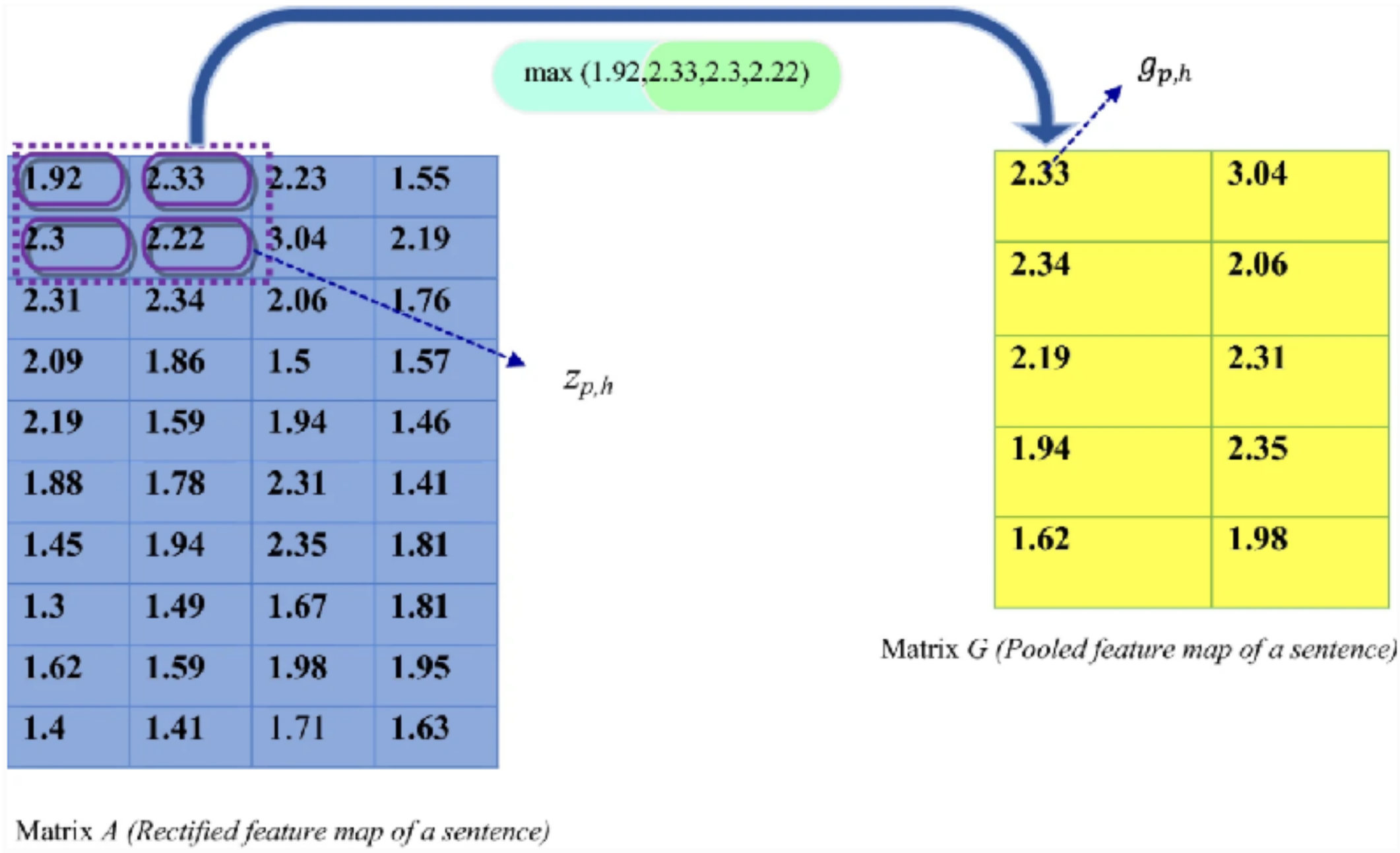


Fig. 2 Architettura LSTM + CNN per la classificazione delle affiliazioni estreme

Classificazione emozioni

Tabella 5 Classificazione delle emozioni legate agli estremisti

ID testo	Inserisci testo	Classe di emozioni
2	Oh Allah, distruggi USA e Israele	Rabbia
3	Ottime notizie, l'ISIS combatte le forze afgane per catturare Helmand.	Giola
3	Ti amo Baghdadi, chi è interessato a conoscere la verità sull'ISIS Si .. visita la nostra pagina per ascoltare # Montada	Giola
4	Una lotta molto dolorosa l'operazione di pulizia ci ha dato un duro colpo #ISIS Un attentatore	Paura
5	suicida ha distrutto la stazione di polizia e ucciso 20 persone	Tristezza
6	OMG... Il commercio di hashish ci ha fornito solide basi per raggiungere l'obiettivo di raccolta fondi per il 2014 per le spese ricorrenti di Khilafat #ISIS	Giola
7	I governi di Kafir non ci permettono di trasferire fondi su conti mujahid ... Invece vendono enormi quantità di eroina e oppio a persone bisognose, guadagnano in bitcoin e ci aiutano con donazioni ... (Al-Firdaws)	Analitico
8	Baghdadi... la nostra ultima speranza, ti amo semplicemente #ISIS	Giola
9	# ISIS. oggi ho sentito una triste notizia ... Il nostro comandante in Iraq è stato ucciso a colpi di arma da fuoco in contropiede ...	



Algorithm 1. Pseudocode for Extremist Tweet Classification Using LSTM-CNN Model

```
Input: Training Intent Dataset trRX, Training Intention Values trY, Testing Intent Dataset teRX,  
Testing Intention Values teY  
  
Output: Accuracy(totalAcc)  
  
1. Procedure CNN MODEL (trRX, trY)  
  
2. batchSize = 16; epoch = 1; filters = 4; pool_size = 2, verbose = 2, NEpoch = 7  
3. max_features = 2000, embed_dim = 128, classes = 2, input_length = 3382  
4. model = Sequential()  
  
# Embedding Layer  
5. model.add(Embedding (max_features, embed_dim, input_length))  
  
# Dropout Layer  
6. model.add(Dropout (0.5))  
  
# LSTM Layer  
7. model.add(LSTM (100))  
  
# Convolutional Layer  
8. model.add(Conv1D (filters, kernel_size=8, padding='same', activation='relu'))  
  
# Maxpooling Layer  
9. model.add(MaxPooling1D(pool_size))  
  
# Flatten Layer  
10. model.add(Flatten())  
  
# Softmax Layer  
11. model.add(Dense (classes, activation='softmax'))  
  
# Compile Function  
12. model.compile (loss = binary_crossentropy, optimizer = adamax, metrics = [accuracy])  
  
# Summary of the model  
13. print (model.summary ())  
14. for all epochs in (1: NEpoch) do  
# Fitting a Model  
15. model.fit (X_train, Y_train, epoch, validation_data(X_test, Y_test, batch_size=batchsize))  
# Model Evaluation  
16. model.evaluate (X_test, Y_test, verbose, batch_size = batchsize)  
17. totalAcc.append(validationAcc)  
18. End for  
19. return totalAcc  
20. End Procedure
```

Tabella 12 Risultati comparativi dei sentimenti degli utenti rispetto all'affiliazione emotiva con gli estremisti

Tecnica / classificatore	Precisione (%)	Precisione (%)	Richiamare (%)	F1misuro (%)
Foresta casuale (RF)	0.82	0.84	0.33	0.83
Supporto macchina vettoriale (SVM)	0.79	0.79	0.78	0.79
K-vicino più vicino (KNN)	0.72	0.72	0.72	0.71
Bayesiano naïve (NB)	0.71	0.70	0.70	0.69
Classificazione dei sentimenti degli utenti rispetto all'affiliazione emotiva con gli estremisti (proposta)	0.90	0.86	0.34	0.90

Risposte ai quesiti RQ # 1 e RQ # 2

Risposta a RQ # 1: come riconoscere e classificare i tweet come estremisti o non estremisti, applicando tecniche di analisi del sentiment basate sul deep learning?

Dopo aver condotto diverse prove impostando vari parametri nei modelli LSTM + CNN, le prestazioni del modello LSTM + CNN8 sono migliori con unità lstm = 100 (celle), dimensione del pool = 2×2 e numero di filtri = 16 e la precisione raggiunta è del 92,66%.

La precisione del modello aumenta all'aumentare del numero di filtri.

Risposta a RQ2: Qual è la performance dei set di funzionalità classici come liken-grams, bag-of-words, term frequency–inverse document frequency (TF-IDF), bag-of-words (BoW) con incorporamento di parole utilizzando CNN, LSTM, FastText e GRU?

La tecnica proposta (LSTM + CNN) ha prodotto i migliori risultati (Tabella 11), se confrontata con gli altri metodi di confronto.

Risposte ai quesiti RQ # 3 e RQ # 4

Risposta a RQ3 #: Qual è il rendimento del modello proposto per la classificazione di affiliazione estremista rispetto ai metodi più avanzati?

Per trovare una risposta per RQ3, è stata utilizzata una tecnica di benchmark proposta per la classificazione estremista su Twitter, basata su lessico e supervisionato.

Risposta a RQ4: come eseguire la classificazione del sentiment delle recensioni degli utenti rispetto alle affiliazioni emotive degli estremisti su Twitter e DeepWeb?

Per trovare una risposta per RQ4, abbiamo condotto esperimenti utilizzando l'API dell'analizzatore di toni per la classificazione delle emozioni delle recensioni degli utenti rispetto all'affiliazione di Extremist sul Dark Web. Risultati riportati in tabella 12 mostrano che il modulo proposto per la classificazione delle emozioni supera i classificatori di apprendimento automatico supervisionati in termini di maggiore accuratezza, precisione, richiamo e misura F.

Evoluzione nell'analisi



FIGURA 2 a processo di implementazione dell'algoritmo di apprendimento

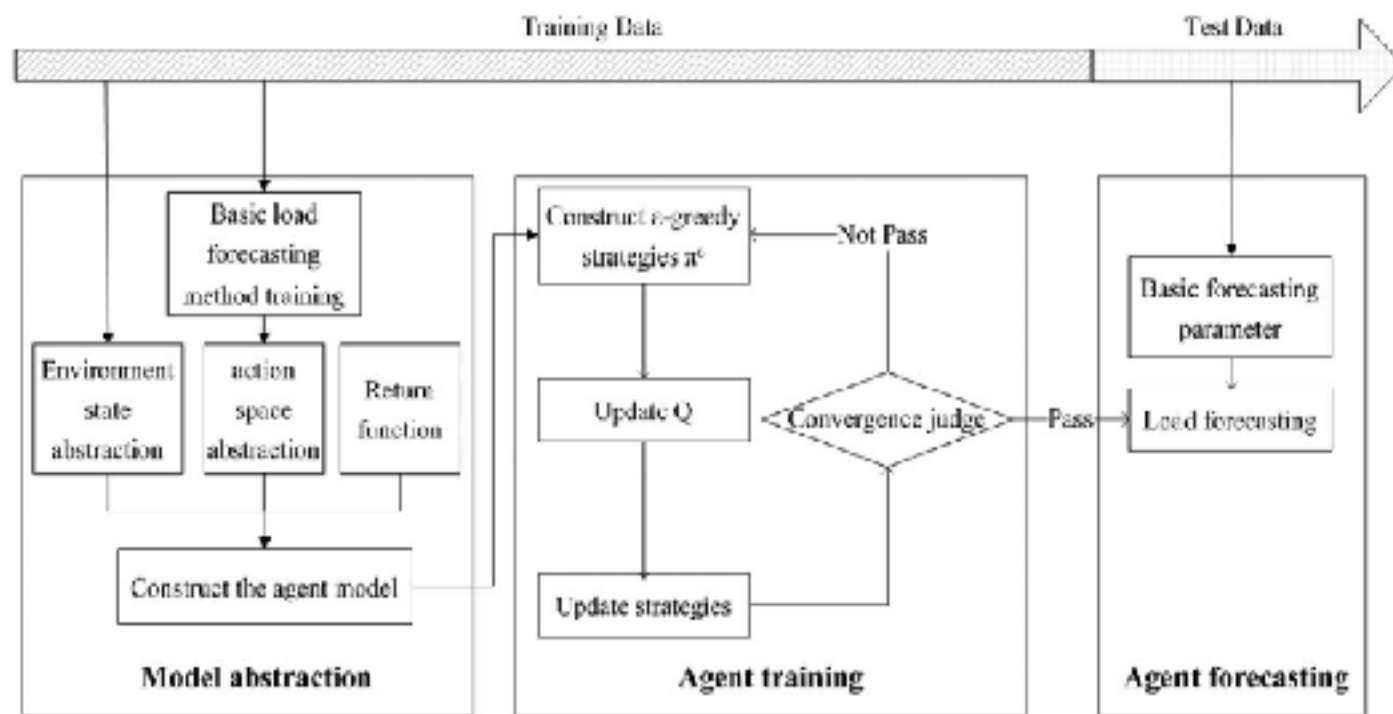


FIGURA 3 Dettagli di implementazione di
Il metodo proposto

3

Il ML non supervisionato per rilevare modelli, gruppi e transazioni nascoste per contrastare il finanziamento del terrorismo.

I criminali utilizzano le istituzioni finanziarie (FI) per sfruttare la debolezza del sistema finanziario globale per offuscare la scia di fondi illeciti. FI sono delegate a monitorare attivamente e a segnalare e rilevare attività sospette per precludere il riciclaggio di denaro, il finanziamento del terrorismo e la corruzione. Utilizzando tutte le procedure, leggi, politiche, regolamenti, atti legislativi, programmi noti come «lotta contro il finanziamento del terrorismo (CFT)" o "Anti riciclaggio di denaro (AML)".

High Risk

9 - 9.9

8 - 8.9

7 - 7.9

6 - 6.9

5 - 5.9

4 - 4.9

3 - 3.9

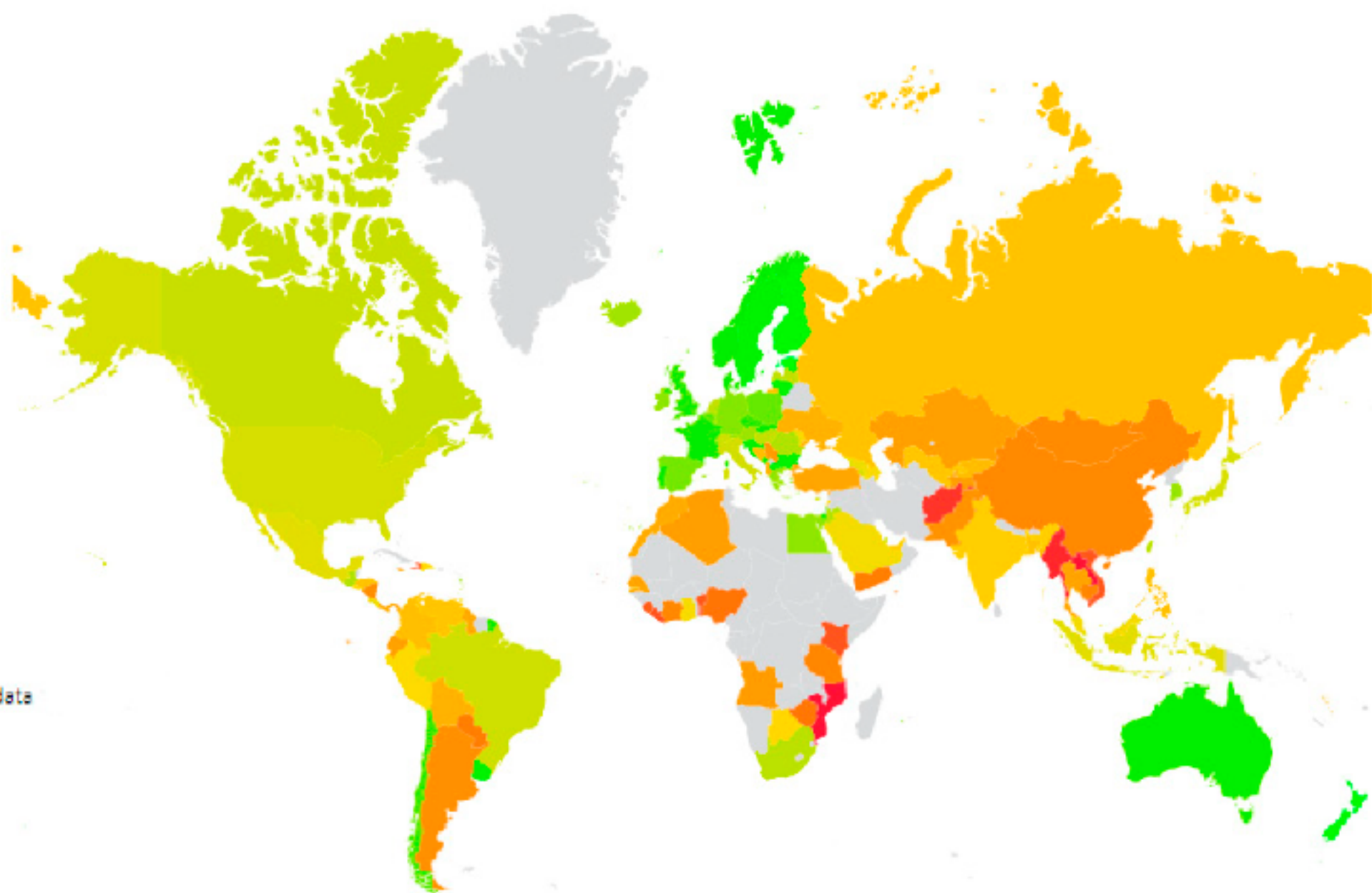
2 - 2.9

1 - 1.9

0 - 0.9

Low Risk

lack of data



PRINCIPALI INDICATORI DI RICICLAGGIO DENARO



Profilo del cliente e attività dell'account incoerenti



Utilizzo di un account aziendale per uso personale



Strutture organizzative complesse per nascondere i veri UBO



Attività aziendale incoerente per profilo aziendale



Fatturazione eccessiva in esportazione o importazione di prodotti finanziari



Un rapido movimento di fondi pesanti da diversi paesi



Attività dell'account da parte di utenti non registrati diversi dal proprietario



Compagnia di assicurazioni, casinò per riciclaggio di denaro



Partenza dal paese rapidamente dopo aver trasferito fondi



Conti scommesse on line con grande deposito e minima attività di scommesse



Miscelamento di fondi illeciti



Utilizzo di pietre preziose con uso improprio o commercianti di metalli preziosi



Prelievi di contanti in voucher e assegni



Grandi depositi in contanti in banca



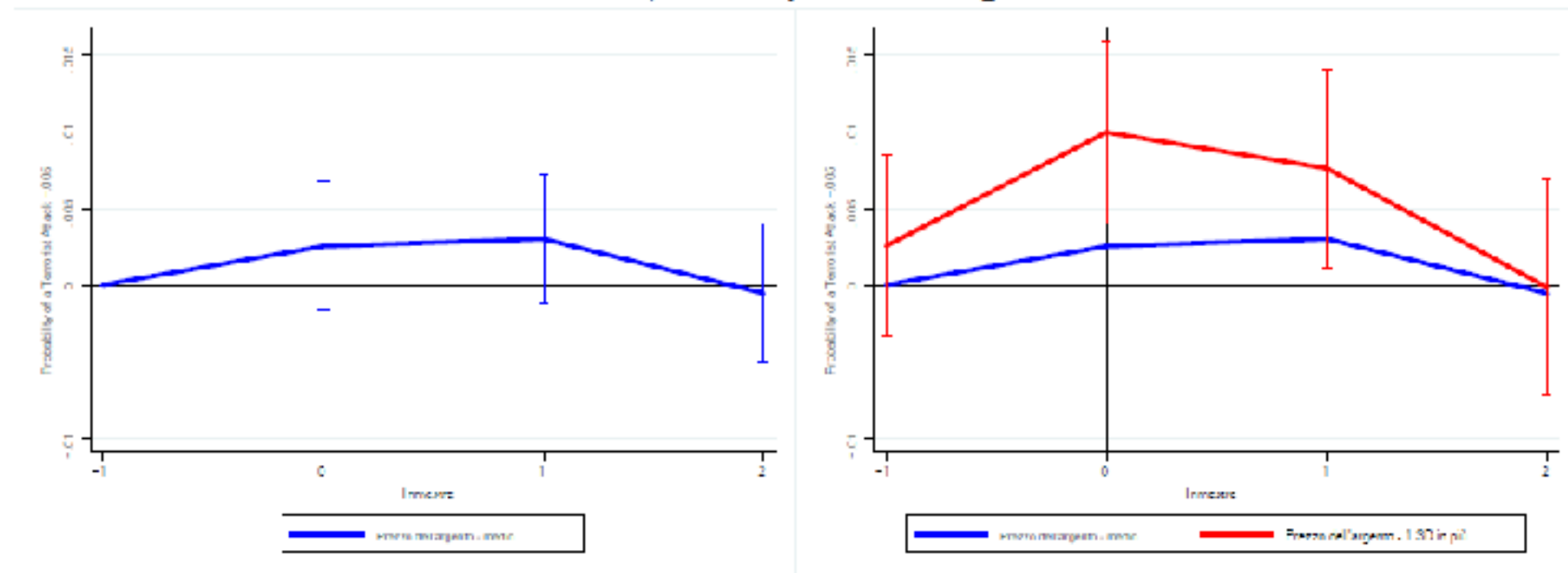
Depositi di assegni frequenti e di grandi dimensioni

Un'organizzazione terroristica O è composta da più celle c che operano a livello locale. Ogni c condivide la missione dichiarata da O e può raccogliere fondi a livello locale: trova capitali K con probabilità p o zero con probabilità $1 - p$. La cellula può allocare tali fondi nelle sue attività locali, K_c , che generano un aumento degli attacchi terroristici e aumentano la probabilità di ottenere la missione $y_c = f(k_c)$. In alternativa, cell c può inviare queste risorse all'organizzazione centrale, K_O , che organizza altre attività per aumentare la probabilità di successo attraverso $y_O = f(k_O)$.

I trasferimenti in conto capitale da c per O sono costosi e modello questo costo attraverso il parametro $\tau \in (0, 1)$. Tale costo può essere interpretato come la probabilità che il trasferimento non vada a buon fine, in quanto la polizia potrebbe interrompere il pagamento, nel caso di un trasferimento utilizzando un sistema di pagamento tradizionale (bonifico bancario ecc.). In alternativa, τ può essere il costo dell'utilizzo di un metodo di trasferimento alternativo (come persone che trasportano denaro, deposito in luoghi remoti). Da un punto di vista teorico, questo è equivalente al costo di un iceberg: se cell c trasferimenti K unità di capitale per l'organizzazione O , il suo trasferimento netto è $(1 - \tau)K$, come τK viene perso come costo di trasferimento.

Questo costo può essere interpretato come una misura in forma ridotta dei costi associati allo spostamento di fondi affrontati dai gruppi terroristici: sotto $\tau = 0$, non affrontano alcun costo tra le celle, mentre nel caso estremo di $\tau = 1$, i costi sono estremi e il capitale non è trasferibile; quindi, non vi è alcun movimento di finanziamento tra le celle e l'organizzazione è una somma di celle indipendenti.

terrorismo, zakat e prezzi dell'argento



Appunti: Entrambi i pannelli mostrano l'evoluzione di differenze nella probabilità di un attacco terroristico tra città a maggioranza sunnita e non a maggioranza sunnita nei diversi quartieri del Ramadan. L'asse x misura il trimestre prima del Ramadan (-1), durante il Ramadan (0), dopo il Ramadan (1) e due trimestri dopo il Ramadan (2). La linea verticale in 0 corrisponde al trimestre durante il Ramadan. Il pannello di sinistra mostra la differenza probabile di un attacco terroristico in una città a maggioranza sunnita quando i prezzi dell'argento sono nella media, mentre il pannello di destra mostra gli stessi coefficienti quando l'argento è una deviazione standard sopra la media. Equazione (2) presenta il modello empirico alla base di questi pannelli e l'Appendice A contiene la tabella con i coefficienti corrispondenti. Le barre attorno a ciascuna osservazione rappresentano l'intervallo di confidenza del 95% e gli errori standard sono raggruppati a livello di città.

$$Terror_{ct} = h_1 Sunni_c \times Silver_{Ramadan} + h_2 Sunni_c \times Ramadan_{t+}$$

$$+ h_3 Sunni_c \times Silver_{Ramadan_t} \times Ramadan_{t+} + h_4 Sunni_c \times Silver_{Eid Adha} +$$

$$+ h_5 Sunni_c \times Eid Adha_{t+} + h_6 Sunni_c \times Silver_{Eid Adha} \times Eid Adha_{t+} + I_c + I_t + S_{ct}$$