

Tracciamento di condivisioni multiple di immagini sui social network

Elaborato di Tesi

Francesco Fantechi

A.A. 2020-2021

Relatori: Alessandro Piva, Andrew D. Bagdanov



UNIVERSITA' DEGLI STUDI DI FIRENZE
Facolta di Ingegneria
Corso di Laurea in Ingegneria Informatica

1. Abstract

I social networks (SN) e le app di messaggistica istantanea hanno assunto sempre più un ruolo fondamentale e dominante nella vita delle persone, tramite essi grandissime quantità di foto e contenuti multimediali vengono scambiati e condivisi ogni giorno in modo così veloce da non riuscire a tenerne traccia. Quest'ultimo aspetto ha come conseguenza negativa quella di consentire la trasmissione in modo anonimo di informazioni false e mendaci fino a sfociare in veri e propri crimini come il cyberbullismo che, per loro natura ignota, rimangono per essere impuniti. Per arginare questo fenomeno le indagini forensi lavorano al fine di trovare metodi sempre più efficaci atti al tracciamento dei percorsi seguiti da questi contenuti durante la loro vita. Questo lavoro si pone infatti come obiettivo quello di tracciare e ricostruire in ordine cronologico il percorso di condivisioni multiple sui social network al quale delle immagini sono andate in contro estraendo le informazioni lasciate su di esse da ogni piattaforma. Per farlo sono state utilizzate strategie risolutive basate sul deep learning riportando degli ottimi risultati nel tracciamento fino a tre condivisioni.



2. Introduzione

L'introduzione di fotocamere digitali sempre di maggior qualità negli smartphone ha favorito una produzione crescente di dati multimediali

e i social network sono diventati i canali di maggior diffusione di tali contenuti. L'incremento di popolarità di editor di facile utilizzo ha reso inoltre la manipolazione e la distorsione di tali contenuti sempre più accessibile a chiunque. L'abuso di queste pratiche se non controllato può avere un impatto molto negativo sulla società con conseguenze non facilmente misurabili. Negli ultimi anni molti metodi forensi sono stati proposti per validare contenuti multimediali e tali metodi sono stati resi sempre più sofisticati con l'avvento di tecniche basate sul deep learning. La loro efficacia viene messa però in discussione nella trattazione di immagini provenienti dai social network. Questi ultimi infatti sottopongono tali contenuti a forti compressioni JPEG che vanno a rimuovere le tracce forensi presenti sui file immagine rendendo tali tecniche poco efficaci. I social network infatti attuano delle compressioni che alterano e cancellano i dati associati ad un'immagine e spesso tali compressioni seguono delle proprie politiche non fissate o stabilite pubblicamente. Questo aspetto introduce la necessità di ricercare metodi per tracciare le condivisioni sui social network in modo da recuperare parzialmente la conoscenza sulla provenienza di una immagine sotto indagine. I migliori risultati fino a questo momento sono stati riportati nell'articolo di Phan [1] dove una rete convoluzionale è stata addestrata sulle tracce lasciate nei coefficienti DCT (Trasformata Coseno Discreta) e nei Metadati JPEG di alcune immagini al fine di imparare a predirne la storia classificandole di conseguenza. Il dataset di immagini da loro utilizzato, R-SMUD, appartiene a quello generato dal dataset RAISE [2] e contiene immagini condivise da una

a tre volte sui social network Facebook (FB), Flickr (FL) e Twitter (TW). Riportiamo in tabella 1 i loro risultati ottenuti classificando su 3 classi per la sola ultima condivisione $C1$, su 12 classi per la predizione delle due ultime possibili condivisioni $C2$ e su 39 classi per la predizione di tutte e tre le possibili condivisioni $C3$. In questo lavoro sperimentiamo altri metodi per tracciare e ricostruire la storia di immagini che sono state condivise da una fino a tre volte sui social network sopra elencati sfruttando le tracce lasciate nei coefficienti DCT e le informazioni presenti nei Metadati e Header JPEG.

Table 1: Accuracy of method in [1]

	RSMUD		
Method	Image Level		
	$C1$	$C2$	$C3$
P-CNN-FF	99.87%	65.91%	36.18%

3. Metodologia proposta

In questa sezione introduciamo la metodologia proposta al fine di tracciare le condivisioni multiple di immagini sui social network (Sezione 3.1) e il dataset e le features utilizzate per addestrare i nostri algoritmi di apprendimento supervisionato (Sezione 3.2).

3.1. Il metodo da noi proposto e implementato prevede alla base un Multi Layer Perceptron (MLP), ossia una rete neurale che presenta più strati di "neuroni" per processare dei valori ed eseguire una classificazione su un numero fissato di etichette restituendo una distribuzione di probabilità

su di esse. Un neurone - una cellula celebrale la cui funzione principale è raccogliere, elaborare e propagare segnali elettrici - a grandi linee "scatta" quando una combinazione lineare dei suoi input supera una certa soglia. Le reti neurali sono composte da un certo numero di "neuroni", detti nodi o unità, uniti da un collegamento diretto. Ad ogni collegamento, per esempio dal nodo j al nodo i , è inoltre associato un peso $W_{j,i}$ che determina la sua importanza. Ogni unità i calcola per prima cosa una somma pesata dei propri input x_j e poi vi applica una funzione di attivazione g (solitamente una funzione soglia o sigmoide) per derivarne l'output in base al valore assunto dalla somma:

$$output = g\left(\sum_{j=0}^n W_{j,i} x_j\right).$$

Una rete neurale a singolo strato, ossia dove gli input sono collegati direttamente agli output, è detta "Perceptrone a soglia" e presenta il limite di poter rappresentare solamente funzioni linearmente separabili. Il problema dei semplici perceptron è superato calibrando i pesi nella rete in modo da minimizzare una qualche misura di errore di predizione sull'insieme di training. Ad esempio, con il metodo della discesa stocastica di gradiente (SGD) i pesi sono aggiornati ad ogni iterazione di addestramento secondo la regola $W_j \leftarrow W_j + \alpha \times \left(-\frac{\partial E}{\partial W_j}\right)$, con α tasso di apprendimento e $-\frac{\partial E}{\partial W_j}$ l'antigradiente dell'errore. Come si può apprezzare in figura 1 un MLP è una rete neurale multi-

strato. Esso presenta infatti un livello di input la cui dimensione è pari al numero di features a disposizione per l'addestramento, un livello di output con dimensione pari al numero di classi su cui predire e un numero non fisso di livelli nascosti di dimensione variabile. Le formule per l'aggiornamento dei pesi sono simili a quelle precedentemente riportate con la differenza che l'errore viene retropropagato all'indietro dal livello di output ai livelli nascosti al fine di aggiornare i pesi con l'idea che ogni nodo è responsabile in parte dell'errore in ognuno dei nodi a cui è collegato. Il numero e la dimensione degli strati del MLP da una parte aumenta la capacità di predizione della rete riducendo la linearità e dall'altra può introdurre un maggior rischio di incorrere nel fenomeno dell'overfitting. Ad ogni iterazione di addestramento (117 immagini alla volta come Batch Size) i pesi delle nostre reti vengono aggiornati attraverso una retropropagazione dell'errore calcolato confrontando la distribuzione di probabilità predetta con la vera classe al quale l'oggetto sotto indagine appartiene secondo il metodo dell'entropia incrociata. L'aggiornamento dei parametri è stato effettuato con l'ottimizzatore Adam, un ottimizzatore che selezionando in modo adattivo un tasso di apprendimento separato per ciascun parametro riesce ad trovare con maggiore probabilità il minimo globale rispetto ad altri ot-

timizzatori come SGD.

Questa rete alimentata in avanti è stata impiegata al fine di ottenere una rete neurale ricorrente (RNN), una rete che riprende di nuovo in input i propri stessi output. Supportando una memoria a breve termine e facendo dipendere da essa la risposta ad un dato input questa rete è stata implementata con l'idea di riuscire a predire in ordine cronologico tutte le condivisioni al quale un'immagine è andata incontro.

In reti troppo profonde una RNN può presentare il problema dei gradienti che svaniscono andando a vanificare l'effetto della retropropagazione durante l'addestramento. Per questo è stata implementata anche una rete Long Short Term Memory (LSTM) che, a differenza di una RNN, prende tre input: i dati di input corrente, la memoria a breve termine che coincide con l'ultimo livello nascosto del MLP dell'iterazione precedente e la memoria a lungo termine (stato della cella) che racchiude informazioni su tutte iterazioni precedenti. Come è possibile osservare in figura 2, la rete percorre vari step per regolare le informazioni da conservare o scartare ad ogni passaggio prima di passare le informazioni a lungo termine e a breve termine alla cella successiva. Il primo step noto come "Input Gate" si compone in due strati. Il primo passa la memoria a breve termine e l'input corrente in una funzione sigmoide. La funzione sigmoide trasforma i valori in un range compreso tra 0 e 1, con 0 che indica che

parte dell'informazione non è importante e 1 che indica quale parte dell'informazione verrà utilizzata. Questo aiuta a decidere i valori da conservare e utilizzare, e anche i valori da scartare. Il secondo livello prende sempre la memoria a breve termine e l'input corrente e li fa passare attraverso una funzione di attivazione per regolare la rete. Gli output di questi due strati vengono quindi moltiplicati e il risultato finale rappresenta le informazioni da conservare nella memoria a lungo termine. Nel secondo step noto come "Forget Gate" la memoria a breve termine e l'input corrente vengono

passati attraverso una funzione sigmoide e il vettore risultante viene moltiplicato con la memoria a lungo termine per scegliere quali parti di essa conservare e quali no. Il terzo step noto come "Output Gate" riprende l'input corrente, la precedente memoria a breve termine e la memoria a lungo termine appena calcolata per produrre il nuovo stato di memoria a breve termine che verrà passato alla cella nel passaggio temporale successivo. Da questo stato nascosto può essere ricavato anche l'output della fase temporale corrente.

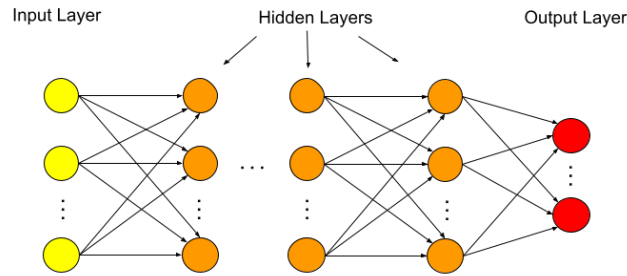


Figure 1: Architecture of MLP

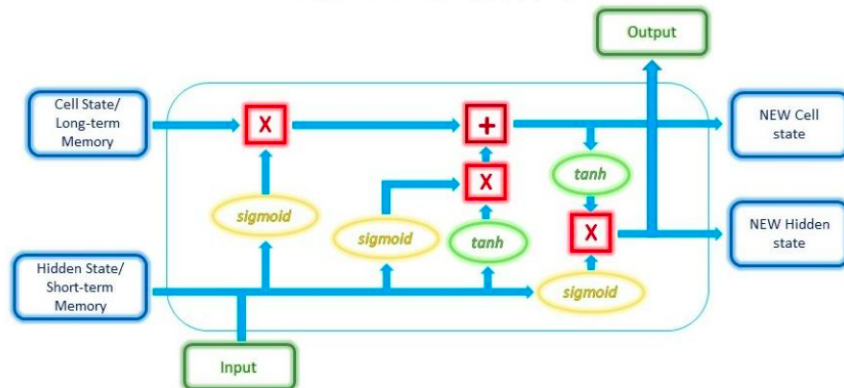


Figure 2: Architecture of LSTM

3.2. Il dataset utilizzato per addestrare e testare le performance della nostra rete é il dataset usato in [1] ossia quello generato dal dataset RAISE [2]. Questo dataset, detto R-SMUD (RAISE Social Multiple Up-Download) contiene delle immagini condivise su tre SN: Facebook (FB), Flickr (FL) e Twitter (TW). 50 immagini (formato raw) sono state selezionate da RAISE e ritagliate nelle dimensioni: 377×600 , 1012×1800 e 1687×3000 con un rapporto di 9 : 16. Tutte le immagini ritagliate sono state successivamente compresse in formato JPEG a fattori di qualità 50, 60, 70, 80, 90, 100. Questo ha prodotto 900 immagini in totale che sono state poi condivise al massimo 3 volte attraverso le tre piattaforme. Il dataset presenta 21060 immagini per il trainset, 7200 immagini per il validset e 7200 immagini per il testset. Per ogni immagine sono state estratte tramite la libreria software ExifTool [1] le tre features sulle quali è stato eseguito l'addestramento della rete. Per ogni file immagine risultano 369 coefficienti DCT che mantengono le tracce delle compressioni lossy JPEG, 152 valori contenuti nei metadati che forniscono le informazioni riguardanti le impostazioni della compressione JPEG, come ad esempio la tabella di quantizzazione e la tabella per la decodifica di Huffman, e 10 valori contenuti nell'header JPEG che codificano proprietà strutturali della compressione JPEG. Per addestrare e testare le nos-

tre reti queste features sono state concatenate per ogni immagine ottenendo degli array caratteristici [1, 531]. Per ognuno dei tre set questi array sono stati poi impilati a formare delle matrici i cui valori sono stati poi normalizzati per colonna rispetto alla matrice del trainset, $x = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$. Ogni immagine è etichettata con una delle 39 classi ottenute considerando tutte le possibili combinazioni con ripetizione delle condivisioni sui tre SN, $3^1 + 3^2 + 3^3 = 39$.

4. Esperimenti condotti e risultati

L'intero codice è stato scritto in linguaggio Python servendosi in particolare modo per l'implementazione delle varie reti neurali della libreria Pytorch. Il codice è versionato sulla piattaforma github al sito https://github.com/francesco-ftk/Tracking_of_Sharings.git.

I primi esperimenti condotti si concentrano sulla predizione della sola ultima condivisione. La rete implementata è un MLP che esegue una classificazione su 3 classi e per questo le etichette sono state portate da 39 a 3 a seconda dell'ultimo SN nella sequenza di condivisione. La rete, i cui risultati sono riportati in tabella 2 alla voce "Direct3", presenta un livello di input di dimensione 531, tre livelli nascosti di dimensione rispettivamente 256, 128 e 32, e un livello di output di dimensione 3. L'addestramento è stato eseguito per 20 epoche.

Gli esperimenti poi sono stati condotti al fine di classificare sia l'ultima che la penultima condivisione. È stata

testata sia una rete che classifica direttamente su 12 classi (tutte le combinazioni doppie dei 3 SN e le condivisioni singole) sia dei metodi che eseguono due classificazioni in sequenza per provare ad identificare le ultimi due condivisioni. La rete che classifica su 12 classi è un MLP che presenta un livello di input di dimensione 531, tre livelli nascosti di dimensione rispettivamente 256, 128 e 64, e un livello di output di dimensione 12. L'addestramento di questa rete e delle seguenti è stato eseguito aiutandosi con la libreria di Pytorch "Tensorboard" al fine di analizzare ad ogni epoca di addestramento l'accuratezza e la loss riportata sul trainset e sul validset. Questo ci ha permesso di osservare la possibile presenza di overfitting e di decidere quando interrompere l'addestramento al fine di massimizzare i risultati. I risultati di accuratezza sul testset riportati per questa rete in tabella 2 alla voce "Direct12", sono ottenuti con 77 epoche di addestramento.

Per quanto riguarda la classificazione dell'ultima e del penultima condivisione in sequenza sono state implementate due reti differenti. Una utilizza un MLP che restituisce due classificazioni: una su 3 classi per il primo social e una su 4 classi per il secondo ("NONE" in caso l'immagine fosse stata condivisa una sola volta). Questo tipo di architettura assume che due predizioni in sequenza sugli stessi

valori siano sufficienti a classificare le ultime due condivisioni. I risultati di questa rete sono riportati in tabella 3 alla voce "DoublePrediction" e sono ottenuti tramite un addestramento di 71 epoche. Come è possibile apprezzare in figura 3 e 4, la seconda rete assomiglia ad una RNN "srotolata" in quanto presenta un MLP identico per ogni predizione da effettuare. Qui i MLP prendono un extra input con l'idea che questo riesca ad incapsulare tutte le informazioni sull'ultimo social predetto e influenzare la predizione sul penultimo. Questo extra input corrisponde all'ultimo layer del MLP e viene concatenato all'input formato dalle features dell'immagine. La rete esegue quindi in sequenza i due MLP: il primo sull'input concatenato con un vettore di zeri e il secondo sull'input concatenato con l'ultimo layer dell'esecuzione precedente. Nella prima esecuzione restituisce una classificazione su 3 classi mentre sulla seconda una classificazione su 4 classi. I risultati di questa rete sono riportati in tabella 3 alla voce "Unrolled2" e sono ottenuti tramite un addestramento di 132 epoche. Sia in questa rete che nella rete "DoublePrediction" i MLP presentano un livello di input di dimensione 531, tre livelli nascosti di dimensione rispettivamente 256, 128 e 32, e un livello di output di dimensione 3 o 4.

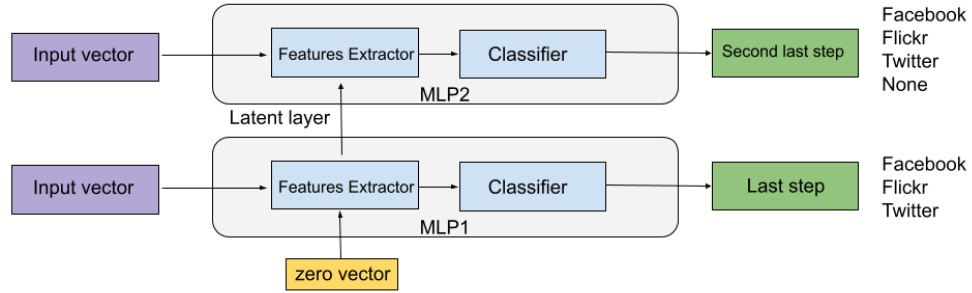


Figure 3: Architecture of RNN "Unrolled"

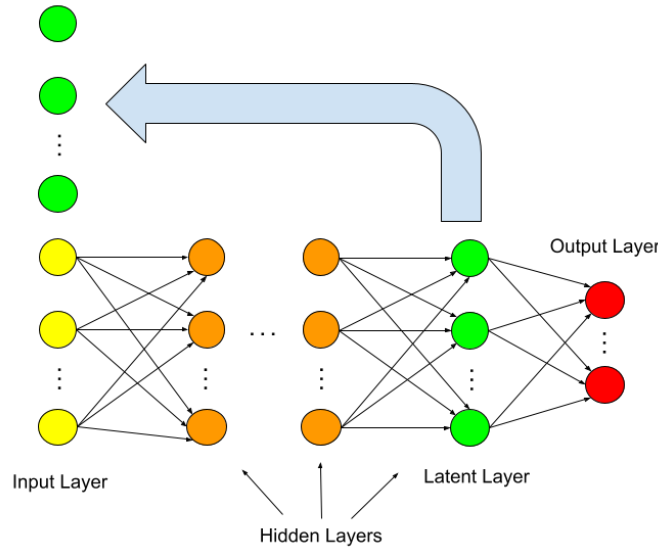


Figure 4: Architecture of MLP inside RNN "Unrolled"

Successivamente sono state costruite delle reti per il riconoscimento di tutte e tre le ultime condivisioni. È stata testata sia una rete che classifica direttamente su 39 classi (tutte le combinazioni triple e doppie dei 3 social e le condivisioni singole), il metodo simile alla rete ricorrente "srotolata" stavolta con tre MLP separati, la rete ricorrente vera e propria e una rete LSTM.

Il risultato del MLP che classifica direttamente su 39 classi è riportato in tabella 2 alla voce "Direct39". Questa rete presenta un livello di input di 531 features, due livelli nascosti di dimensione 256 e 128 e un livello di output di dimensione 39. La rete è stata addestrata per 149 epoche.

Table 2: Accuracy of methods that classify directly

RSMUD		
Image Level		
Direct3	Direct12	Direct39
100%	81.15%	51.18%

Table 3: Accuracy of methods "DoublePrediction" and "Unrolled2"

RSMUD	
Image Level	
DoublePrediction	Unrolled2
81.08%	81.24%

I risultati del metodo simile ad una rete ricorrente "srotolata" sono riportati in tabella 4 alla voce "Unrolled3". Questa rete è stata addestrata per 80 epoche e presenta 3 livelli nascosti (531 [256, 128, 32] 3 – 4). La rete ricorrente (RNN), la cui architettura può essere apprezzata in figura 5, presenta un solo MLP che prende un extra input con l'idea che questo riesca ad incapsulare tutte le in-

formazioni sull'ultimo social predetto e influenzare la predizione sul penultimo. Questo extra input corrisponde sempre all'ultimo layer del MLP e viene concatenato all'input formato dalle features dell'immagine. La rete esegue quindi tre volte il MLP: la prima iterazione sull'input concatenato con un vettore di zeri e la seconda e la terza sull'input concatenato con l'ultimo layer dell'esecuzione precedente. Nella prima esecuzione restituisce una classificazione su 3 classi mentre sulla seconda e sulla terza una classificazione su 4 classi. I risultati di questa rete sono riportati in tabella 4 alla voce "RNN" e sono ottenuti tramite un addestramento di 67 epoche. Il MLP presenta un livello di input di dimensione 531, un solo livello nascosto di dimensione rispettivamente 267, e un livello di output di dimensione 3 o 4. In figura 6, 7 e 8 riportiamo inoltre l'accuratezza di questa rete per ogni step di classificazione, le rispettive matrici di contingenza e l'accuratezza sulla predizione per ogni classe.

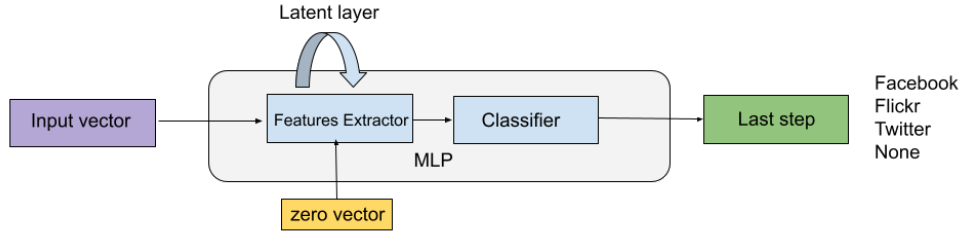


Figure 5: Architecture of RNN net

Successivamente è stata testata la rete LSTM. I risultati sono riportati in tabella 4 alla voce "LSTM" e sono ottenuti tramite un addestramento di 80 epoche. Il MLP presenta un livello di input di dimensione 531, un solo liv-

ello nascosto di dimensione rispettivamente 267, e un livello di output di dimensione 3 o 4. Infine è stata addestrata la rete RNN solamente su dei vettori di input formati dai coefficienti DCT e dai Meta-

dati JPEG. Questo é stato fatto con l'intento di valutare l'importanza dei valori contenuti negli Header JPEG al fine di tracciare i SN rispetto agli altri attributi. I risultati di questa rete sono riportati in tabella 4 alla voce "ReducedFeatures" e sono stati ottenuti addestrando la rete per 99 epoche. La rete presenta un livello di input di 521 features, tre livelli nascosti di dimensione 256, 128 e 32, e un livello di output di dimensione 3 o 4.

Table 4: Accuracy of methods "Unrolle3", "RNN" and "LSTM"

RSMUD			
Image Level			
Unrolled3	RNN	LSTM	ReducedFeatures
50.24%	51.01%	50.74%	34.30%

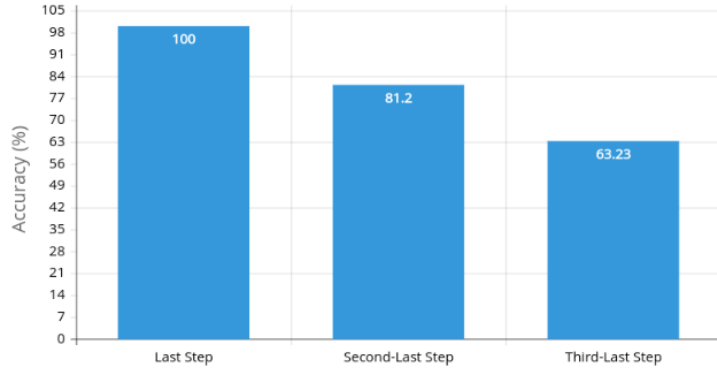


Figure 6: Accuracy of RNN through the steps

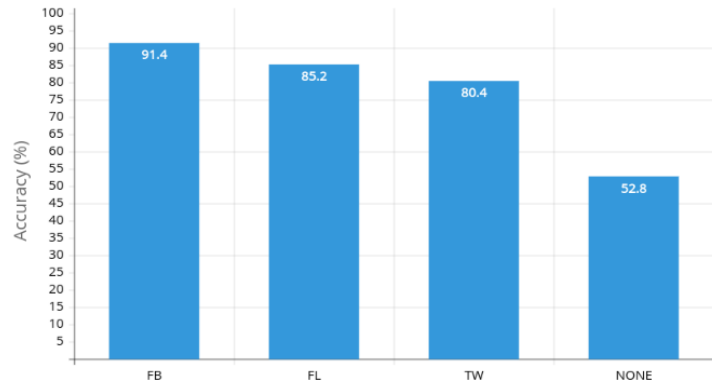


Figure 7: Accuracy of RNN by class

		<i>Predicted</i>		
<i>True</i>		FB	FL	TW
	FB	2340	0	0
	FL	0	2340	0
	TW	0	0	2340

		<i>Predicted</i>			
<i>True</i>		FB	FL	TW	NONE
	FB	1961	61	129	9
	FL	148	1841	136	35
	TW	281	214	1655	10
	NONE	19	70	208	243

		<i>Predicted</i>			
<i>True</i>		FB	FL	TW	NONE
	FB	1293	94	80	153
	FL	312	1036	100	172
	TW	218	174	927	301
	NONE	489	316	172	1183

Figure 8: Confusion Matrix of RNN by steps

5. Conclusioni

In questo articolo diverse reti neurali basate sui i MLP sono state introdotte al fine di tracciare le condivisioni multiple di immagini sui social network. Sono stati condotti degli esperimenti per provare a predire fino a tre condivisioni multiple su tre piattaforme. I risultati ottenuti dimostrano una buona capacità dei metodi presentati di riuscire a distinguere i vari SN e di ricostruire il cammino seguito dalle immagini. L’uso dei valori contenuti nell’Header JPEG, rispetto al solo uso dei coefficienti DCT e dei valori contenuti nei Metadati, si è dimostrato molto rilevante riportando dei risultati di molto superiori a quelli ottenuti fino a questo momento. L’utilizzo di un dataset contenente solamente immagini condivise almeno una volta ha ridotto la capacità

delle nostre reti nel predire quando un contenuto non aveva subito ulteriori condivisioni. In lavori futuri, infatti, l’obiettivo sarà quello di approfondire il comportamento specifico di alcuni SN al fine di trovare strategie per il tracciamento delle condivisioni ancora più accurate.

6. Riferimenti

- [1] Quoc-Tin Phan, Giulia Boato, Roberto Caldelli and Irene Amerini, "TRACKING MULTIPLE IMAGE SHARING ON SOCIAL NETWORKS"
- [2] D.-T. Dang-Nguyen, C. Pasquini, V. Conotter, and G. Boato, "RAISE: A raw images dataset for digital image forensics," in Proc. of the 6th ACM Multimedia Systems Conference, 2015.