

ALMA MATER STUDIORUM · UNIVERSITÀ DI BOLOGNA

Scuola di Ingegneria e Architettura
Dipartimento di Informatica · Scienza e Ingegneria · DISI
Corso di Laurea in Ingegneria Informatica

**PROGETTO DI SISTEMI BASATI SU DEEP NEURAL
NETWORK PER LA RILEVAZIONE DI SIMILARITÀ TRA
PASSWORD**

Relatore:
Prof. Marco Prandini

Presentata da:
Karina Chichifoi

Correlatore:
Davide Berardi
Andrea Melis

Anno Accademico 2019/2020

Dedica dedicosa.

— *A capo.*

Indice

Elenco delle figure	7
Introduzione	9
1 Stato dell'arte	11
1.1 Scelta di una nuova password	12
1.2 Bloom filters	12
1.3 Word embedding	12
1.3.1 Similarità tra parole	13
1.3.2 Tipologie di word embedding	13
2 Analisi progettuale	17
2.1 Modelli di similarità tra password basati sulle reti neurali	17
2.1.1 Prerequisiti	17
2.1.2 Strategie di attacco: Pass2Path	18
2.1.3 Difesa	22
2.1.4 Modifiche e analisi del progetto	25
3 Implementazione	27
4 Risultati	29
Conclusioni	31
Ringraziamenti	33
Bibliografia	35

Elenco delle figure

1.1	Costo medio e frequenza di data breach causati da attacchi informatici, in base alla causa, nel 2020 [2]	11
1.2	Esempio di calcolo della similarità tra word embedding [6]	13
1.3	CBOW vs skip-gram [7]	14
2.1	La distribuzione della lunghezza delle password e della loro composizione dopo la pulizia del dataset [8]	18
2.2	Layout della tastiera americana ANSI	20
2.3	Pass2path riesce a indovinare in meno di mille tentativi una percentuale più alta di password, rispetto ad attacchi non mirati. Questi ultimi risultano efficaci soltanto se sono richiesti più di 1000 tentativi [8]	21
2.4	Definizione grafica di precision e recall	24
2.5	Precision e recall di Bijeta et alli [8]	25
2.6	Precision e recall in base al rapporto di compressione η del modello di Bijeta et alli [8]	25

Introduzione

1 | Stato dell'arte

La sicurezza delle password al giorno d'oggi riveste un ruolo significativo nel garantire confidenzialità e integrità dei dati personali degli utenti e delle aziende. Solitamente si è più propensi a scegliere password semplici da ricordare, come riferimenti autobiografici, oppure sequenze di caratteri molto comuni (e.g. `qwerty`, `123456`). Per semplificare la memorizzazione, si utilizzano spesso password brevi, in media da 9-10 caratteri e composte in gran parte da caratteri minuscoli [1].

Tuttavia questa scelta porta a maggiori probabilità di subire violazioni dei propri account, poiché password semplici sono vulnerabili ad attacchi di forza bruta. Inoltre, tramite tecniche di ingegneria sociale, è possibile individuare il criterio di scelta dell'utente, eventualmente ragionando sui dati disponibili grazie ai data breach.

Nel 2020 sono stati confermati 3950 data breach, dal costo medio di 3,86 milioni di dollari. Il 52% dei breach è stato causato da attacchi informatici e il numero di giorni medio per individuare un breach è stato di 207 giorni [2]. Il 42% è causato da attacchi su applicazioni web e il metodo più comune di attacco (82%) ha utilizzato credenziali rubate o ottenute tramite attacchi a forza bruta. Il 58% dei breach conteneva dati personali [3].

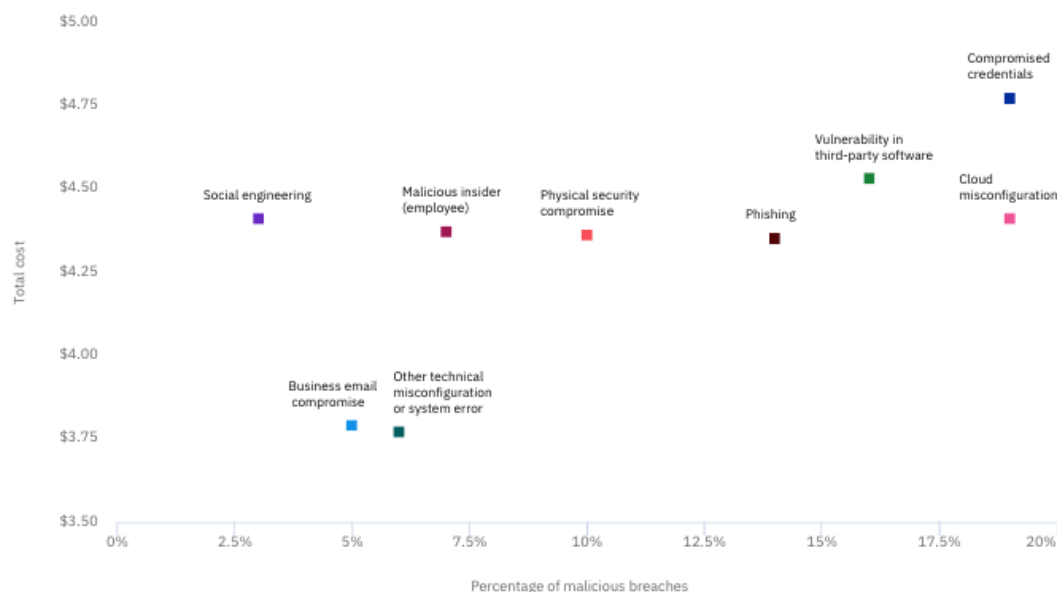


Figura 1.1: Costo medio e frequenza di data breach causati da attacchi informatici, in base alla causa, nel 2020 [2]

Sebbene la maggior parte delle password siano crittografate, è possibile risalire alla forma testuale mediante strumenti come Hashcat e John The Ripper.

In seguito alla diffusione delle credenziali, gli utenti decidono di cambiare password e la scelta ricade spesso su varianti usate su altri account.

1.1 Scelta di una nuova password

L'utente medio ha la tendenza a scegliere password semplici [1]. Per questo motivo, spesso la nuova password è il risultato di una leggera variazione della vecchia password, o una combinazione di password precedenti [4].

Un modo per verificare la sicurezza della password è utilizzare strumenti come `zxcvbn`, che riesce a riconoscere:

- 30000 password comuni;
- nomi e cognomi comuni negli USA;
- parole spesso utilizzate in inglese su Wikipedia;
- parole spesso utilizzate alla televisione e film statunitensi;
- date;
- ripetizioni di lettere (aaaa);
- sequenze alfabetiche (abcde);
- sequenze di tastiera (qwertyuiop);
- il codice 133t.

Altri strumenti, come Kaspersky password checker, controllano anche dati di numerosi data breach raccolti da Have I been Pwned?. Questi approcci, tuttavia, non controllano la cronologia delle password di uno specifico utente, ma soltanto la resistenza ad attacchi di forza bruta.

Per questo motivo sono state studiate strategie che tengono conto delle credenziali utilizzate. Alcune sfruttano un approccio probabilistico, come i *Bloom Filter*, che...*TODO*. Un'altra possibile modalità utilizza *Word Embedding* di password.

1.2 Bloom filters

TODO

1.3 Word embedding

Per capire il contesto delle parole e per poterle rappresentare in base alla sfera semantica e alla sintassi, si ricorre un insieme di tecniche che prevedono il *mapping* delle parole o delle frasi di un dizionario in vettori di numeri reali, note come *Word Embedding*. Parole simili possiedono una codifica simile.

Per stabilire il valore di ogni *embedding* si allena una rete neurale con specifici parametri e le dimensioni variano tra 8 (per piccoli dataset) a 1024. Maggiore è la dimensione di un embedding, maggiore risulta la quantità di informazioni relativa alle relazioni tra parole [5].

1.3.1 Similarità tra parole

Per potere stabilire se due parole appartengono alla stessa sfera semantica si utilizza un metodo noto come *cosine similarity*.

$$similarity = \cos(\theta) = \frac{A \cdot B}{\|A\| \cdot \|B\|} \quad (1.1)$$

Due parole risultano simili quando il valore del coseno è 1, ovvero quando l'angolo tra i due vettori risulta nullo. Si consideri il seguente esempio:

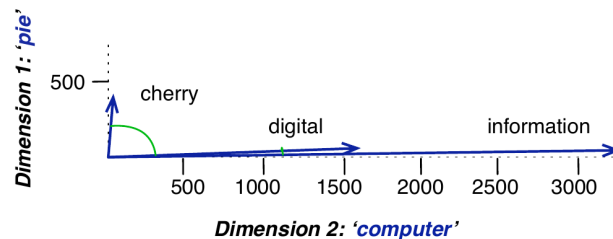


Figura 1.2: Esempio di calcolo della similarità tra word embedding [6]

Nella figura sono mostrati i vettori di 3 parole (*cherry*, *digital* e *information*) in uno spazio bidimensionale definiti dal numero di occorrenze in vicinanza alle parole *computer* e *pie*. Come si può notare, l'angolo tra *digital* e *information* risulta minore rispetto all'angolo tra *cherry* e *information*. Quando due vettori risultano più simili tra loro, il valore del coseno risulta maggiore, ma l'angolo risulta minore. Il coseno assume valore massimo 1 quando l'angolo tra i due vettori risulta nullo (0°); il coseno degli altri angoli risulta inferiore a 1 [6].

1.3.2 Tipologie di word embedding

Word2Vec

Word2Vec è un insieme di modelli architetturali e di ottimizzazione utilizzati per imparare *word embedding* da un vasto corpus di dati, sfruttando reti neurali.

Un modello allenato con Word2Vec riesce a individuare le parole simili tra loro, in base al contesto, grazie alla *cosine similarity* esaminata precedentemente.

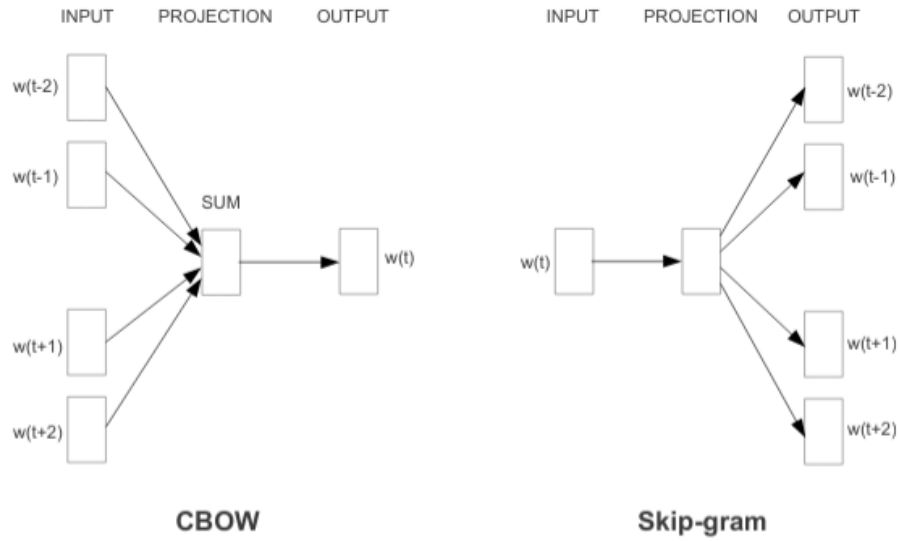


Figura 1.3: CBOW vs skip-gram [7]

Word2Vec utilizza due modelli di architetture:

- *CBOW* (continuous bag of words): l'obiettivo del training è combinare le rappresentazioni delle parole limitrofe per prevedere la parola centrale.
- *Skip-gram*: simile a CBOW, con la differenza che viene utilizzata la parola centrale per prevedere le parole circostanti relative allo stesso contesto.

CBOW risulta più veloce ed efficace in caso di dataset di grandi dimensioni, tuttavia, nonostante la maggiore complessità, *Skip-gram* è in grado di trovare parole non presenti nel corpus, per dataset di minori dimensioni [7].

FastText

FastText è una libreria open-source proposta da Facebook che estende Word2Vec, e consente un apprendimento efficiente di rappresentazioni di parole e di classificazioni di frasi. Anziché allenare un modello fornendo ogni singola parola di un dataset, FastText prevede l'apprendimento tramite *n-gram* di ciascuna parola.

Si definiscono *n-gram* di una parola costituita da $c_1...c_m$ caratteri la seguente sequenza:

$$\{c_{i_1}, c_{i_2}, \dots, c_{i_n} \mid \sum_{j=1}^n i_j - i_{j-1} < 0\}$$

Ad esempio, gli *n-gram* della parola ciao, con $n_mingram = 1$ e $n_maxgram = 4$, sono i seguenti:

$$ciao = \{\{c, i, a, o\}, \{ci, ia, ao\}, \{cia, iao\}, \{ciao\}\}$$

ciao viene espresso come l'insieme di tutte le sottostringhe di lunghezza minima pari a 1, e lunghezza massima pari a 4.

FastText consente di ottenere, con più probabilità rispetto a Word2Vec, parole *out-of-dictionary*, ovvero parole sconosciute al modello in fase di training.

TODO:

1. Rifare figura 1.1 su GIMP

2 | Analisi progettuale

In questo progetto si cerca di sviluppare un sistema per verificare in modo robusto la similarità tra password di un utente. In questo modo è possibile evitare di utilizzare varianti di password precedenti, e garantire maggiore sicurezza di uno o più account. A tal proposito sono stati condotti esperimenti che, per controllare la similarità tra password, utilizzavano word embedding di parole. In questo lavoro di tesi è stato preso come riferimento il paper di Bijeta et alii [8].

2.1 Modelli di similarità tra password basati sulle reti neurali

Solitamente le metriche che misurano la robustezza di password non tengono conto della cronologia delle password passate di un utente. Ciò può costituire un problema sia se si effettua un attacco contro un utente, sia per proteggerlo:

- Durante un attacco, si considerano determinate password note grazie a leak, tuttavia non è presente un approccio flessibile che elabori varianti di password di un determinato utente.
- Non è presente un meccanismo che avverta l'utente del potenziale pericolo causato dal riutilizzo di password.

Per questo motivo, nel paper riferimento di Bijeta et alii [8] sono stati utilizzate due tipologie di reti neurali:

- Per l'attacco è stato sviluppato un modello di rete neurale ricorrente, noto come pass2path.
- Per la difesa sono stati utilizzate tecniche di Natural Language Processing, in particolare modelli di word embedding, i quali generano una corrispondenza tra parole e vettori, mantenendo proprietà semantiche della password originale, come la similarità.

2.1.1 Prerequisiti

Per la creazione dei due modelli visti precedentemente, è stato utilizzato un leak disponibile sul Deep Web, di dimensione pari a 45 GB e contenente 1.4 miliardi di coppie mail-password appartenenti ad account su social come LinkedIn, MySpace, Badoo, Yahoo, Zoosk; successivamente è stato filtrato nel seguente modo:

- sono state rimosse le stringhe che contenevano 20 o più caratteri esadecimali;

- sono stati rimossi hash non decodificati;
- sono state rimosse le password più lunghe di 50 caratteri o più corte di 3 che contenevano caratteri non ASCII;
- sono stati rimossi 4528 utenti associati a centinaia di password, poiché è molto improbabile che siano account veri.

Dal risultato del processo di filtraggio sono state osservati i seguenti punti:

- la password 123456 è stata utilizzata dal 0.9% degli utenti;
- più dell'88% di password hanno una lunghezza compresa tra 6 e 12 caratteri;
- l'80% delle password contiene solo caratteri minuscoli.

Property	Values	% of PWs
Length	3 – 5	2
	6 – 8	48
	9 – 12	40
	13 – 50	10
Composition	Lower case only	80
	Upper case only	3
	Letters only	38
	Digits only	8
	Special characters only	< 0.1
	Letters & digits only	55
	Containing at least one letter, one digit and one special char	5

Figura 2.1: La distribuzione della lunghezza delle password e della loro composizione dopo la pulizia del dataset [8]

2.1.2 Strategie di attacco: Pass2Path

Euristiche e appartenenza di password

Una volta ottenuto il dataset, è necessario capire a quali persone appartengono gli account. A tal proposito vengono proposte tre euristiche:

- **Basata su email:** gli utenti vengono identificati solo dalla email. Ciascuna email appartiene a un solo utente.
- **Basata sugli username:** si considera la stringa che precede @ nell'indirizzo email. Un utente può possedere più mail, tutte identificate dalla stringa che precede @.
- **Basata su un metodo misto:** considera sia gli username che le email. Due email sono considerate connesse tra loro se hanno almeno una password in comune e se le mail connesse tra loro sono associate allo stesso username.

Per potere effettuare migliori test sul dataset sono stati rimossi gli utenti che avevano meno di due password associate alla stesso account.

Il dataset successivamente viene diviso in due parti: training set e test set (in rapporto 80%-20%). Nel paper la fase di training utilizza soltanto il dataset relativo all'euristica basata sulle email, mentre per la fase di testing si utilizza sia l'euristica basata sulle email sia quella mista.

Introduzione a Pass2path

Pass2path è un modello di rete neurale che consente di creare password in grado di compromettere più del 48% degli utenti in meno di mille tentativi. Il successo di questo modello è dovuto al riutilizzo della stessa password o di varianti di password da parte dell'utente. Per svilupparlo si è tenuto conto della sequenza di trasformazioni $\tau_1 \dots \tau_n$, nota come *percorso* che consente, a partire dalla password \tilde{w} , di produrre la nuova password w .

Le modifiche sono rappresentate da una unità di misura $\tau \in \mathcal{T}$, che specifica in che posizione e quale tipo di variazione applicare in una password.

τ è composto da una tripletta $\{e, c', l\}$:

- e rappresenta una modifica da apportare;
- c' rappresenta un carattere o una stringa vuota;
- l rappresenta la posizione della modifica della password.

Le modifiche vengono classificate in tre tipologie:

- **sub** (sostituzione);
- **ins** (inserimento);
- **del** (cancellazione).

Se si considera c' sono presenti due situazioni:

- **ins** e **sub**: c' rappresenta il carattere o la stringa vuota;
- **del**: è sempre una stringa vuota.

Per ricavare il percorso tra due password, si considera quello più corto, nel seguente ordine decrescente di preferenza:

1. **del**;
2. **ins**;
3. **sub**.

Le varie trasformazioni del percorso vengono ordinate in base alla posizione della modifica.

Ad esempio, il percorso da **cats** a **kates** (distanza di modifica pari a 2) è:

$$path = \{(sub, k', 0), (ins, e', 3)\}$$

Come allenare pass2path

Prima di allenare pass2path è necessario tradurre ciascuna password come sequenza di tasti premuti su una *tastiera americana ANSI*. La codifica dei tasti premuti è la seguente:

- Per rappresentare una sola lettera maiuscola all'interno di una parola si pone `<s>` (che rappresenta la pressione del tasto **SHIFT**) prima della lettera, che viene lasciata minuscola. Ad esempio **Ciao** viene tradotto come `<s>ciao`.
- se si hanno più lettere maiuscole consecutive seguite da lettere minuscole si pone `<c>` (che rappresenta la pressione del tasto **CAPS LOCK**) prima e dopo la sequenza di lettere maiuscole, che viene lasciata minuscola. Per esempio **PASSword** viene tradotto come `<c>pass<c>word`.
- Nel caso di una sequenza di lettere maiuscole che si conclude alla fine della parola basta porre `<c>` all'inizio della sequenza. Per esempio **PASSWORD** viene tradotto come `<c>password` e **passWORD** come `pass<c>word`.
- Se si hanno caratteri speciali ASCII 128 si pone `<s>` davanti al carattere. Quest'ultimo viene tradotto come il tasto che viene premuto insieme a **SHIFT**. Per esempio **PASSWORD!** viene rappresentata come `<c>password<s>1`, dato che **1** viene premuto insieme a **SHIFT** e **Hello@!!** viene tradotto come `<s>hello<s>2<s>1<s>1`.

~ ,	! 1	@ 2	# 3	\$ 4	% 5	^ 6	& 7	* 8	(9) 0	- _	+ =	← Backspace
Tab ⇐⇒	Q	W	E	R	T	Y	U	I	O	P	{ [}]	 \ _
Caps Lock ⇅	A	S	D	F	G	H	J	K	L	:	" '	↵ Enter	
Shift ⇧	Z	X	C	V	B	N	M	< ,	> .	? /		Shift ⇧	
Ctrl	Win Key	Alt								Alt	Win Key	Menu	Ctrl

Figura 2.2: Layout della tastiera americana ANSI

Successivamente occorre trovare il percorso di transizioni $\tau_1 \dots \tau_n$ che consentano di trasformare la password \tilde{w} in w .

Si è deciso di filtrare le password in base alla lunghezza del percorso, che deve tenere conto anche della modifica di una password basata sulla sequenza di tasti premuti. Sono state eliminate le password con un percorso di lunghezza superiore a δ .

Per allenare pass2path si utilizza il dataset di training basato sulle email. Si utilizzano due reti neurali ricorrenti (RNN) per costruire un auto-encoder [9].

Efficacia d'attacco con configurazioni non ripetute

Per verificare l'efficacia di attacco della rete si utilizza il dataset di test delle email, con password da indovinare w diverse dalla originale \tilde{w} . Con configurazioni non ripetute, Pass2path riesce in meno di 100 stime a ricavare il 13% delle password, impiegando 4 ore in tutto (Intel i9 e 128 GB di RAM, su un singolo thread).

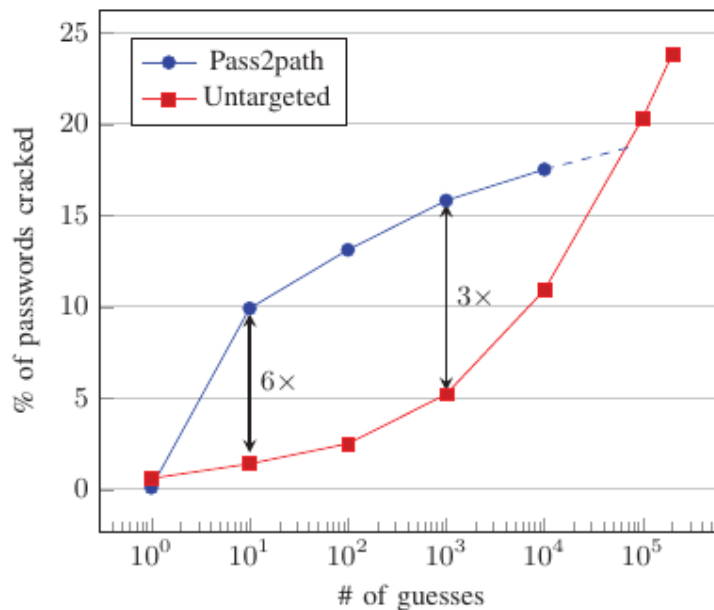


Figura 2.3: Pass2path riesce a indovinare in meno di mille tentativi una percentuale più alta di password, rispetto ad attacchi non mirati. Questi ultimi risultano efficaci soltanto se sono richiesti più di 1000 tentativi [8]

Efficacia d'attacco con configurazioni ripetute

Per verificare l'efficacia di un attacco della rete, in caso di password da indovinare w simile alla originale \tilde{w} , si utilizza il test set del dataset misto, in cui si è osservato che il 40% delle password vengono riutilizzate dagli utenti, rendendoli facili bersagli.

Come primo attacco viene utilizzata la password \tilde{w} , in modo da verificare il suo riutilizzo senza varianti, mentre i restanti $q - 1$ vengono svolti in accordo alla tecnica di attacco scelta. Confrontando con altri modelli utilizzati, il migliore risultato è stato ottenuto da pass2path, compromettendo metà degli utenti (48.3%) in al massimo mille tentativi. Si è osservato che con password riutilizzate, aumentano le probabilità di indovinare la password con pass2path. Inoltre è importante sottolineare che gli attacchi di tipo non mirato (untargeted) ottengono migliori performance se vengono eseguiti più di 1000 tentativi; al contrario pass2path è il migliore approccio nel caso in cui si proceda con un numero minore.

I ricercatori hanno anche eseguito un vero e proprio attacco all'interno della loro università (Cornell University), in modo da potere testare su password diverse da quelle del dataset, ovvero appartenenti a studenti e professori. Il migliore risultato è stato ottenuto da pass2path, che in meno di 1000 tentativi è riuscito a scoprire la password del 8,4% degli account.

2.1.3 Difesa

Difesa da attacchi a dizionario mirati

Diversi studi mostrano che cambiare password non protegge completamente un utente dagli attacchi. Nel paper viene illustrato il concetto di PPSM (Personalized password strength meters), che sfruttano modelli preallentati di word embedding per dimostrare la sicurezza di una password. In questo modo si possono prevenire attacchi che sfruttano varianti di password presenti in data breach.

Personalized password strength meters

Un PPSM può essere utilizzato con lo scopo di dare un giudizio in tempo reale all'utente sulla sicurezza delle password durante la selezione. Il funzionamento è il seguente:

- vengono considerati in input una potenziale password e un set di password associate all'utente trovate in un data leak;
- vengono utilizzati due possibili criteri come output:
 - **guess rank**, ovvero il numero di tentativi di una tipologia di attacco fatti prima di indovinare la password.
 - **percentuale di similarità**, ovvero la somiglianza tra la potenziale password e la password associata all'utente.

Un possibile modo di ottenere il guess rank è basarsi su pass2path, in modo da evitare che un utente usi una password simile a quella trovata in un data breach; tuttavia prevedere password risulta costoso (dato che si considera un modello di generazione di password come pass2path) e, nel caso in cui si vogliano inviare i risultati via rete, viene occupata molta banda.

Si è osservato che risulta più efficiente e meno costoso assegnare punteggi che rappresentano la sicurezza di una password rispetto ai guess rank.

Realizzazione di un PPSM

Sotto al PPSM si trova un classificatore binario C che prende in input due password candidata w e una password nota da un leak \tilde{w} e restituisce 0 se w è indovinabile in meno di 1000 tentativi a partire da \tilde{w} , 1 altrimenti. Per costruire tale classificatore è necessario utilizzare tecniche di word-embedding.

Similarità tra password via word embedding

Si definisce word embedding la tecnica di mappatura di un insieme di parole in uno spazio vettoriale d -dimensionale (solitamente con d che vale 100 o 200 o 300).

In questo modo vengono preservate le proprietà semantiche delle parole, come ad esempio la loro similarità: ad esempio, se due parole compaiono spesso nello stesso contesto, le loro rappresentazioni vettoriali avranno una distanza ridotta.

In particolare, nel problema in esame, la tecnica di word embedding viene applicata alle password: due password risultano simili se vengono scelte spesso dallo

stesso utente. Ciò permette di stabilire quanto una password sia sicura, considerando tutte le password precedentemente scelte dall'utente, e di fornire un punteggio (ovvero la percentuale di similarità).

A tal scopo, per costruire un password embedding model, viene utilizzato FastText, che impara la similarità dividendo la parola in una collezione di contesti, definiti come piccole sequenze di parole note come *n-gram*. Le parole che appaiono spesso insieme nello stesso contesto vengono definite simili.

Allenamento di Fasttext

Per l'allenamento del modello di FastText vengono considerati i seguenti parametri:

- **Dimensione del vettore:** impostata a 100, poiché l'allenamento del modello così risulta più rapido rispetto al parametro di default a 300.
- **Subsampling:** ignora le password che ricorrono più frequentemente. Impostato a 10^{-3} , poiché non si vogliono password con più di 1000 occorrenze.
- **Dimensione minima degli ngram:** impostata a 1, in modo che possano costruiti embedding per password mai viste durante l'allenamento.
- **Dimensione massima degli ngram:** impostata a 4, dato che le parole presenti nel dataset hanno come minimo 4 caratteri.

Classificazione delle password

Per classificare le password viene utilizzato un classificatore binario che restituisce 0 se le password sono simili tra loro, superando una soglia α di similarità decisa prima della misurazione, 1 altrimenti.

Una password risulta vulnerabile se, data una password w , essa viene indovinata in meno di 1000 tentativi a partire dalla password \tilde{w} , utilizzando come euristica Pass2Path. Per determinare la soglia α , vengono considerati 10^5 utenti dal dataset di test delle email e per ciascun utente vengono sorteggiate due password dalla collezione di password associati a essi. Una delle due password (la scelta della password è arbitraria) viene considerata come la nuova password da indovinare w , mentre l'altra password \tilde{w} rappresenta la password trovata in un leak.

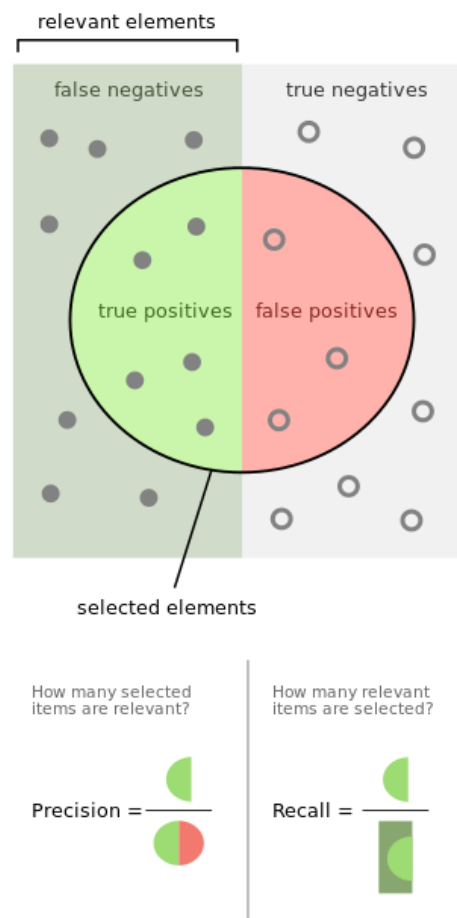


Figura 2.4: Definizione grafica di precision e recall

Vengono definiti due parametri per la scelta di α :

- **Precision:** rappresenta quanti veri positivi sono stati rilevati su un totale composto da veri positivi e falsi positivi.
- **Recall:** rappresenta il numero effettivo di elementi positivi che sono stati rilevati su un totale di falsi negativi e veri positivi.

In particolare, nel caso in esame:

- per vero positivo si intende una coppia di password simili correttamente rilevate come tali;
- per falso positivo si intende una coppia di password diverse erroneamente rilevate come simili;
- per falso negativo si intende una coppia di password simili erroneamente non rilevate come tali.

Un valore di precision basso implica una imprecisa distinzione tra password simili e password non simili; un valore di recall basso invece comporta avere molte password simili non rilevate come tali.

Nel paper di riferimento di Biijeta et alii [8] viene considerato un valore di recall molto alto (99%) e una percentuale di precision nettamente più bassa (60%). Per questo motivo α è stato posto a 0.5.

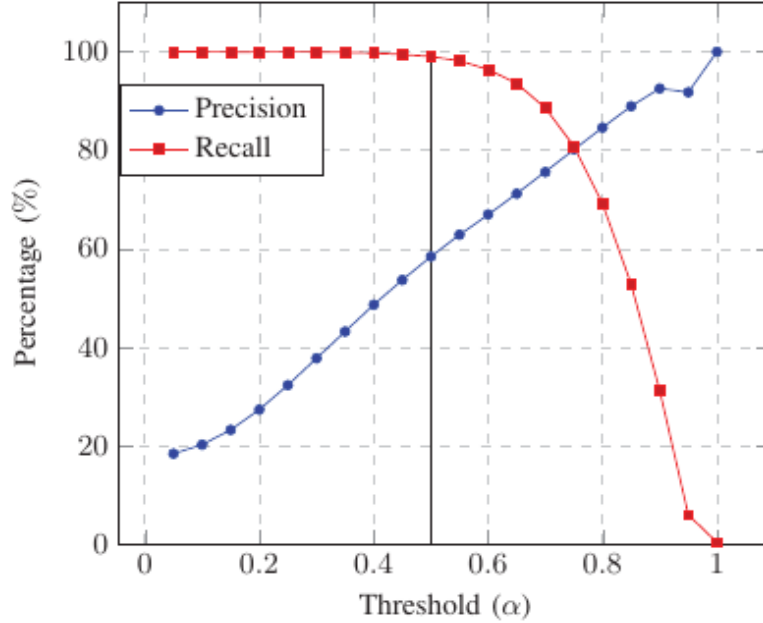


Figura 2.5: Precision e recall di Biijeta et alii [8]

Modelli compressi di word embedding

Il modello prodotto da Biijeta et alii [8] è stato successivamente compresso, in modo da ridurre la dimensione da 1.5 GB a 3 MB, senza che la qualità delle performance venisse ridotta, mediante tecniche di quantizzazione. Per la produzione del modello compresso si è tenuto conto del parametro η che determina il rapporto di compressione. Per la valutazione della compressione, sono stati prodotti più modelli in base a differenti valori η ; infine è stato scelto il modello con $\eta = 5$ e dimensione complessiva di 3 MB, poiché il valore di recall non ha subito notevoli variazioni.

η	Size (MB)	Precision (%)	Recall (%)
100	50.0	59.1	99.3
10	5.3	48.5	99.0
5	3.0	41.3	98.6

Figura 2.6: Precision e recall in base al rapporto di compressione η del modello di Biijeta et alii [8]

2.1.4 Modifiche e analisi del progetto

Per questo progetto sono state effettuate diverse scelte:

- Si è scelto di non implementare pass2path, per motivi di complessità e di costo in termini di testing;
- sono stati modificati i criteri di filtraggio del dataset per allenare il modello di word embedding;
- sono state utilizzate euristiche diverse rispetto a pass2path;
- sono stati modificati i parametri per allenare la rete neurale che ricava la similarità tra password.

3 | Implementazione

4 | Risultati

Conclusioni

Conclusione.

Ringraziamenti

Ringraziamenti.

Bibliografia

- [1] Sarah Pearman et al. «Let's Go in for a Closer Look: Observing Passwords in Their Natural Habitat». In: *Commun. ACM* 50.1 (ott. 2017), pp. 295–310. ISSN: 1557-735X. DOI: 10.1145/3133956.3133973. URL: <https://dl.acm.org/doi/pdf/10.1145/3133956.3133973>.
- [2] *Cost of a Data Breach Report 2020*. 2020. URL: <https://www.ibm.com/security/digital-assets/cost-data-breach-report/#/pdf>.
- [3] *Data Breach Investigations Report 2020*. 2020. URL: <https://enterprise.verizon.com/resources/executivebriefs/2020-dbir-executive-brief.pdf>.
- [4] *Password Usage Study: How Do We Use Passwords?* 2019. URL: https://web.archive.org/web/20200610025025/https://www.hypr.com/wp-content/uploads/password_usage_study_infographic_hypr.png.
- [5] *Word embeddings*. 2021. URL: https://www.tensorflow.org/tutorials/text/word_embeddings.
- [6] Daniel Jurafsky e James H. Martin. *Speech and Language Processing*. 2020. URL: https://web.stanford.edu/~jurafsky/slp3/ed3book_dec302020.pdf.
- [7] Tomas Mikolov et al. *Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space*. 2013. arXiv: 1301.3781 [cs.CL].
- [8] B. Pal et al. «Beyond Credential Stuffing: Password Similarity Models Using Neural Networks». In: (2019), pp. 417–434. DOI: 10.1109/SP.2019.00056.
- [9] Alex Sherstinsky. «Fundamentals of Recurrent Neural Network (RNN) and Long Short-Term Memory (LSTM) network». In: *Physica D: Nonlinear Phenomena* 404 (2020), p. 132306. ISSN: 0167-2789. DOI: 10.1016/j.physd.2019.132306. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.physd.2019.132306>.