

Università degli studi di Modena e Reggio Emilia

Dipartimento di Ingegneria

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Informatica

Adversarial Machine Learning per il Rilevamento di Botnet

Relatore:

Prof. Michele Colajanni

Candidato:

Alessandro Aleotti

Correlatore:

Ing. Mirco Marchetti

Anno Accademico 2016/2017

Indice

1	Introduzione	1
2	Stato dell'arte	2
2.1	Machine Learning	3
2.1.1	Apprendimento Supervisionato	4
2.1.2	Apprendimento non Supervisionato	4
2.2	Reti neurali	6
2.2.1	Percettrone Multistrato	6
2.2.2	Adversarial Networks	6
2.3	Adversarial Learning	8
3	Progetto Classificatore	9
3.1	Classificatore Supervisionato	11
3.1.1	Dataset	11
3.1.2	Features	14
3.1.3	Output	15
3.2	Classificatore Neurale	17
3.2.1	Dataset	17
3.2.2	Architettura Classificatore Neurale	17
3.2.3	Output	20
4	Progetto Adversarial Learning	21
4.1	Autoencoder	22
4.1.1	Dataset Autoencoder	22
4.1.2	Architettura Autoencoder	23

4.2	Encoder	26
4.2.1	Rete Convoluzionale	26
4.2.2	Pooling	28
4.2.3	Concatenazione	28
4.2.4	Long Short-term Memory	28
4.2.5	Output Encoder	30
4.3	Decoder	31
4.3.1	Regressione Multinomiale	31
4.4	Generative Adversarial Network	34
4.4.1	Architettura GAN	35
4.4.2	Generatore	35
4.4.3	Discriminatore	38
4.4.4	Funzionamento	38
5	Implementazione	40
5.1	Classificatore Supervisionato	41
5.1.1	Dataset	42
5.1.2	Ambiente di training	44
5.1.3	Parametri Classificatore	44
5.2	Classificatore Neurale	46
5.2.1	Baseline	46
5.2.2	Dataset	50
5.2.3	Ottimizzatore	50
5.2.4	Fase di Training	51
5.3	Autoencoder	52
5.3.1	Dataset	52
5.3.2	Encoder	52
5.3.3	Decoder	54
5.3.4	Training	55
5.4	Generative Adversarial Network	57
5.4.1	Dataset	57
5.4.2	Discriminatore	57

5.4.3	Generatore	57
5.4.4	Training	57
6	Risultati	60
6.1	Metriche di valutazione	61
6.2	Classificatore Supervisionato	62
6.3	Classificatore Neurale	67
6.4	Autoencoder	71
6.5	Generative Adversarial Network	73
7	Conclusioni	78

Capitolo 1

Introduzione

Capitolo 2

Stato dell'arte

In questo capitolo saranno mostrati i fondamenti teorici su cui è basato il lavoro presentato all'interno di questo elaborato.... >««>«<

2.1 Machine Learning

Il Machine Learning è un sottocampo dell'intelligenza artificiale (IA). L'obiettivo del machine learning generalmente è capire la struttura dei dati e adattare tali dati in modelli in grado di essere capiti e utilizzati dalle persone.

Nonostante il Machine Learning sia un campo informatico, si differenzia dai tradizionali approcci computazionali. Nell'informatica tradizionale, gli algoritmi sono serie di istruzioni programmate esplicitamente usate dai calcolatori per elaborare dati o risolvere problemi. Gli algoritmi Machine Learning, al contrario, permettono ai calcolatori di allenarsi su input di dati ed usare analisi statistica in modo da produrre valori che ricadono all'interno di intorni specifici. Grazie a questo, il machine learning facilita ai calcolatori la costruzione di modelli che siano in grado di automatizzare processi decisionali basati su campioni di dati.

Molti campi tecnologici odierni sfruttano i benefici del machine learning; ad esempio tecnologie di riconoscimento facciale permettono alle piattaforme di social networks di aiutare gli utenti nel tag delle foto di amici. Altro esempio sono le tecnologie di Optical Character Recognition (OCR) in grado di convertire immagini di testi stampati in documenti testuali modificabili da un word processor. I recommendation engines, basati su machine learning, suggeriscono agli utenti i programmi televisivi o film basati sulle loro preferenze. Le auto a guida autonoma si basano su machine learning in molte applicazioni, ad esempio per il riconoscimento della segnaletica stradale.

Nel machine learning i compiti sono generalmente classificati in grandi categorie. Tali categorie sono basate su come l'apprendimento è impostato o su come il feedback dell'apprendimento viene dato al sistema.

Due dei metodi di apprendimento più comunemente adottati sono l'apprendimento supervisionato in cui si allenano algoritmi basandosi su input e output di esempio, categorizzati da esseri umani e l'apprendimento non supervisionato, in cui non vengono forniti dati categorizzati agli algoritmi in modo da permettere al sistema di trovare autonomamente la struttura che compone i dati di input. Di seguito si mostrano tali metodi in dettaglio.

2.1.1 Apprendimento Supervisionato

Nell'apprendimento supervisionato, vengono forniti al sistema dei dati di input già etichettati con l'output desiderato. Lo scopo di tale metodo è permettere all'algoritmo di apprendimento di imparare comparando il suo output con quello fornito in ingresso, in modo da rilevare errori e modificare il modello di conseguenza. L'apprendimento supervisionato perciò usa patterns per predire i valori delle "etichette" su dati non etichettati.

Ad esempio, con l'apprendimento supervisionato, si può fornire ad un algoritmo un insieme di immagini di squali, etichettati come *pesce* e immagini di oceani etichettati come *acqua*. Allenandosi su tali dati, l'algoritmo supervisionato dovrebbe essere in grado di riconoscere immagini di squali ed etichettarle come *pesci* ed immagini di oceani ed etichettarle come *acqua*.

Un comune uso dell'apprendimento supervisionato è l'uso di dati storici per predire probabili eventi futuri. Può usare informazioni statistiche sull'andamento del mercato azionario ed anticipare fluttuazioni future o utilizzato per filtrare email di spam. E' possibile utilizzare foto di cani etichettate per identificare la razza di un cane unicamente dalla sua foto.

2.1.2 Apprendimento non Supervisionato

Nell'apprendimento non supervisionato, i dati non sono etichettati. L'algoritmo viene lasciato libero di rilevare affinità tra i dati di input. Siccome i dati non classificati sono molto più comuni che grandi quantità di dati etichettati, i metodi di machine learning che facilitano l'apprendimento non supervisionato sono considerabili come molto pregiati.

L'obiettivo dell'apprendimento non supervisionato può essere diretto, come la ricerca di pattern nascosti all'interno dei dati, ma può anche avere l'obiettivo di *feature learning*: l'apprendimento di caratteristiche particolari che permette al sistema di scoprire automaticamente le rappresentazioni necessarie a classificare i dati grezzi.

L'apprendimento non supervisionato viene comunemente utilizzato per dati transazionali. Ad esempio, avendo un grosso dataset di clienti e dei loro acquisti difficilmente classificabile

Unsupervised learning is commonly used for transactional data. You may have a large dataset of customers and their purchases, but as a human you will likely not be able to

make sense of what similar attributes can be drawn from customer profiles and their types of purchases. With this data fed into an unsupervised learning algorithm, it may be determined that women of a certain age range who buy unscented soaps are likely to be pregnant, and therefore a marketing campaign related to pregnancy and baby products can be targeted to this audience in order to increase their number of purchases.

Without being told a “correct” answer, unsupervised learning methods can look at complex data that is more expansive and seemingly unrelated in order to organize it in potentially meaningful ways. Unsupervised learning is often used for anomaly detection including for fraudulent credit card purchases, and recommender systems that recommend what products to buy next. In unsupervised learning, untagged photos of dogs can be used as input data for the algorithm to find likenesses and classify dog photos together.

2.2 Reti neurali

2.2.1 Percettrone Multistrato

2.2.2 Adversarial Networks

The adversarial modeling framework is most straightforward to apply when the models are both multilayer perceptrons. To learn the generator's distribution p_g over data \mathbf{x} , we define a prior on input noise variables $p_z(\mathbf{z})$, then represent a mapping to data space as $G(\mathbf{z}; \theta_g)$, where G is a differentiable function represented by a multilayer perceptron with parameters θ_g . We also define a second multilayer perceptron $D(\mathbf{x}; \theta_d)$ that outputs a single scalar. $D(\mathbf{x})$ represents the probability that \mathbf{x} came from the data rather than p_g . We train D to maximize the probability of assigning the correct label to both training examples and samples from G . We simultaneously train G to minimize $\log(1 - D(G(\mathbf{z})))$:

In other words, D and G play the following two-player minimax game with value function $V(G, D)$:

$$\min_G \max_D V(D, G) = \mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim p_{\text{data}}(\mathbf{x})} [\log D(\mathbf{x})] + \mathbb{E}_{\mathbf{z} \sim p_z(\mathbf{z})} [\log(1 - D(G(\mathbf{z})))]. \quad (2.1)$$

In the next section, we present a theoretical analysis of adversarial nets, essentially showing that the training criterion allows one to recover the data generating distribution as G and D are given enough capacity, i.e., in the non-parametric limit. See Figure 2.1 for a less formal, more pedagogical explanation of the approach. In practice, we must implement the game using an iterative, numerical approach. Optimizing D to completion in the inner loop of training is computationally prohibitive, and on finite datasets would result in overfitting. Instead, we alternate between k steps of optimizing D and one step of optimizing G . This results in D being maintained near its optimal solution, so long as G changes slowly enough. This strategy is analogous to the way that SML/PCD [? ?] training maintains samples from a Markov chain from one learning step to the next in order to avoid burning in a Markov chain as part of the inner loop of learning. The procedure is formally presented in Algorithm 1.

In practice, equation 2.1 may not provide sufficient gradient for G to learn well. Early in learning, when G is poor, D can reject samples with high confidence because they are

clearly different from the training data. In this case, $\log(1 - D(G(z)))$ saturates. Rather than training G to minimize $\log(1 - D(G(z)))$ we can train G to maximize $\log D(G(z))$. This objective function results in the same fixed point of the dynamics of G and D but provides much stronger gradients early in learning.

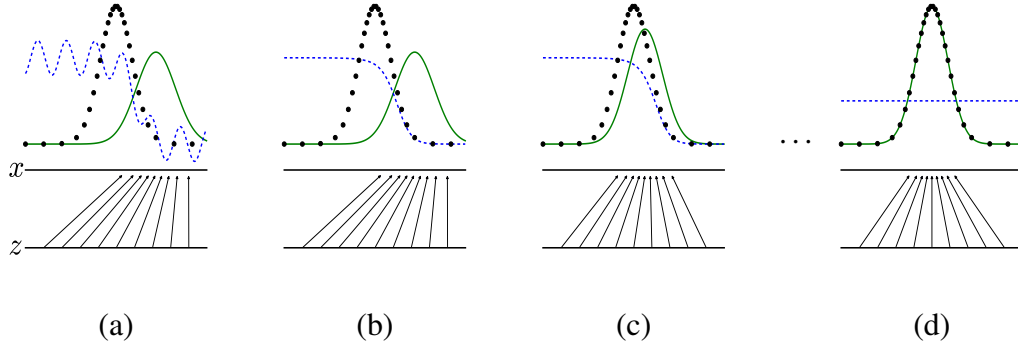


Figure 2.1: Generative adversarial nets are trained by simultaneously updating the discriminative distribution (D , blue, dashed line) so that it discriminates between samples from the data generating distribution (black, dotted line) p_x from those of the generative distribution p_g (G) (green, solid line). The lower horizontal line is the domain from which z is sampled, in this case uniformly. The horizontal line above is part of the domain of x . The upward arrows show how the mapping $x = G(z)$ imposes the non-uniform distribution p_g on transformed samples. G contracts in regions of high density and expands in regions of low density of p_g . (a) Consider an adversarial pair near convergence: p_g is similar to p_{data} and D is a partially accurate classifier. (b) In the inner loop of the algorithm D is trained to discriminate samples from data, converging to $D^*(x) = \frac{p_{\text{data}}(x)}{p_{\text{data}}(x) + p_g(x)}$. (c) After an update to G , gradient of D has guided $G(z)$ to flow to regions that are more likely to be classified as data. (d) After several steps of training, if G and D have enough capacity, they will reach a point at which both cannot improve because $p_g = p_{\text{data}}$. The discriminator is unable to differentiate between the two distributions, i.e. $D(x) = \frac{1}{2}$.

2.2.2.1 Autoencoder

Algorithm 1 Minibatch stochastic gradient descent training of generative adversarial nets. The number of steps to apply to the discriminator, k , is a hyperparameter. We used $k = 1$, the least expensive option, in our experiments.

for number of training iterations **do**

for k steps **do**

- Sample minibatch of m noise samples $\{\mathbf{z}^{(1)}, \dots, \mathbf{z}^{(m)}\}$ from noise prior $p_g(\mathbf{z})$.
- Sample minibatch of m examples $\{\mathbf{x}^{(1)}, \dots, \mathbf{x}^{(m)}\}$ from data generating distribution $p_{\text{data}}(\mathbf{x})$.
- Update the discriminator by ascending its stochastic gradient:

$$\nabla_{\theta_d} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [\log D(\mathbf{x}^{(i)}) + \log (1 - D(G(\mathbf{z}^{(i)})))] .$$

end for

- Sample minibatch of m noise samples $\{\mathbf{z}^{(1)}, \dots, \mathbf{z}^{(m)}\}$ from noise prior $p_g(\mathbf{z})$.
- Update the generator by descending its stochastic gradient:

$$\nabla_{\theta_g} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \log (1 - D(G(\mathbf{z}^{(i)}))) .$$

end for

The gradient-based updates can use any standard gradient-based learning rule. We used momentum in our experiments.

2.3 Adversarial Learning

??? come?

Capitolo 3

Progetto Classificatore

In questo capitolo si propone il progetto realizzato per raggiungere gli obiettivi preposti: la realizzazione di un classificatore basato sull'algoritmo di machine learning *Random Forest* in grado di distinguere domini generati alitmicamente da domini reali. Si è successivamente progettato un classificatore più raffinato basato su rete neurale in grado di superare le mancanze de precedente classificatore. A partire da tale sistema, si è passati alla progettazione di un sistema di *adversarial learning* in grado di rafforzare il classificatore neurale: una *Generative Adversarial Network* (abbr. *GAN*) in grado di creare domini sintetici realistici da fornire successivamente al classificatore in fase di training (Figura 3.1). Tale *GAN* è stata progettata a partire da un Autoencoder, il cui compito è mimare la distribuzione di un dataset fornito in input (Figura 3.2).

parlare
di
fun-
zioni
di
loss,
di
otti-
miz-
zatori

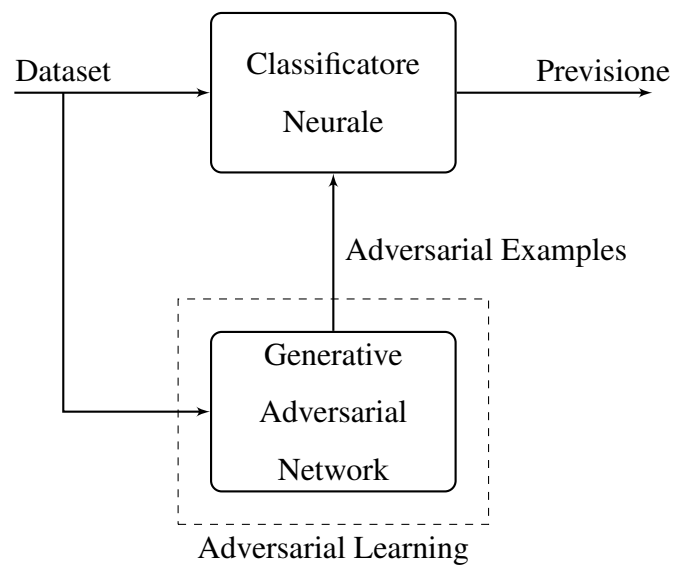


Figura 3.1: Diagramma generale di progetto.

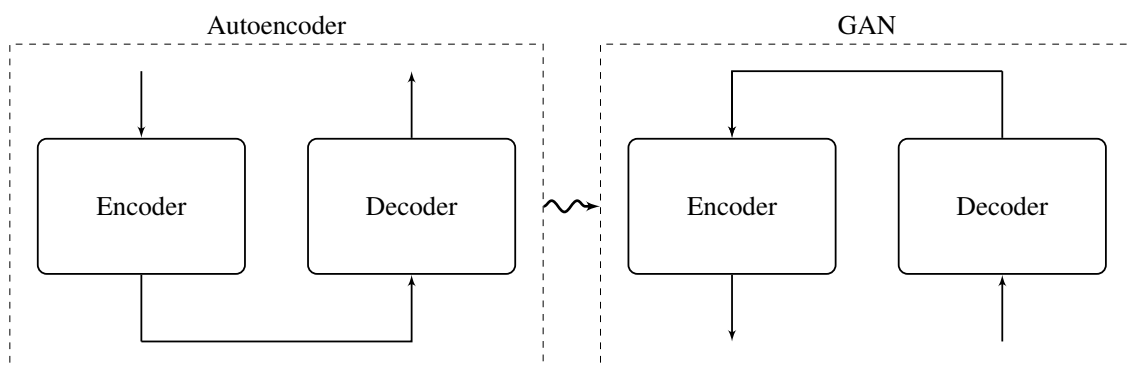


Figura 3.2: Schema generale della progettazione da Autoencoder a Gan.

3.1 Classificatore Supervisionato

La prima fase di questo studio è stata quella di implementare un classificatore in grado di separare efficacemente domini *DGA* da domini reali basandosi unicamente sulle caratteristiche linguistiche dei domini: infatti, ad un esame preliminare, i domini *DGA* presentano caratteristiche ben differenti da semplici frasi o parole che solitamente compongono i domini reali.

All'interno del classificatore *Random Forest* [1], ogni albero dell'insieme è costruito a partire da un campione estratto con sostituzione dal *training set*. In aggiunta, al momento della divisione del nodo durante la costruzione di un albero, la divisione scelta non è più la migliore soluzione tra tutte le *features*. Al suo posto, la divisione che viene scelta è la migliore divisione all'interno di un *subset* casuale tra tutte le *features*. Come risultato di questa casualità, il *bias* della foresta di solito aumenta leggermente (rispetto al *bias* di un singolo albero non casuale) ma, a causa della media, la sua varianza diminuisce, di solito compensando l'aumento di *bias*, quindi dando un modello generale migliore.

3.1.1 Dataset

I *dataset* di *training* e *testing* sono stati ricavati due fonti differenti: per quel che riguarda i domini reali si è fatto riferimento alla classifica dei domini più visitati al mondo fornita da *Alexa Internet Inc.* [2], per un totale di 1 milione di siti realmente esistenti; mentre grazie al repository fornito da [3] è stato possibile ottenere un *dataset* esaustivo di esempi *DGA* da diverse famiglie di *malware* tra i quali ransomware come *cryptolocker* e *cryptowall*, trojans bancari come *hesperbot*, e information stealers come *ramnit*. Le tecniche *DGA* tradizionali variano in complessità da semplici approcci che estraggono caratteri casualmente a quelli che cercano di mimare la distribuzione di lettere o parole trovate nei domini reali. Il *DGA* di *ramnit*, ad esempio, crea nomi di dominio usando una combinazione di moltiplicazioni, divisioni e resti a partire da un seme randomico. Agli antipodi, *suppobox* crea domini concatenando due parole scelte in maniera pseudo-casuale da un piccolo dizionario Inglese. In tabella 3.1 vengono mostrati alcuni esempi di domini generati algoritmicamente a seconda delle diverse famiglie di *malware*. La maggior parte dei *DGA* opera a livello di singoli

Si è scelto di utilizzare Random Forest in quanto ritenuto il più adatto al caso in esame. L'algoritmo è stato inoltre mes-

caratteri, mentre altre tipologie comuni come beebone hanno una struttura rigida, che produce domini come ns1.backdates13.biz e ns1.backdates0.biz. Il DGA symmi produce domini vagamente pronunciabili tra i quali “hakeshoubar.ddns.net” estraendo una vocale o una consonante casualmente per ogni indice pari e successivamente estraendo l’opposto all’indice successivo oltre che ad aggiungere un dominio di primo e secondo livello al termine della stringa come .ddns.net La distribuzione dei singoli caratteri (unigrammi) per 4 famiglie di DGA e Alexa sono mostrate di seguito. La distribuzione di cryptolocker e ramnit sono entrambe uniformi all’interno dello stesso range. Si tratta di una caratteristica attesa in quanto entrambi sono generati tramite una serie di moltiplicazioni, divisioni e resti basati su di un singolo seme. Suppobox, d’altro canto presenta caratteristiche interessanti in quanto genera unigrammi simili per distribuzione ad Alexa.

corebot	ep16g6gjwfixyhs8gfy.ddns.net
	ev5texifc43nebil3pk.ddns.net
	gf7bm4163fmjkje.ddns.net
cryptolocker	agryjvdaabkyt.ru
	pwitjnjgjfam.org
	dhhubfepcdgfv.co.uk
dircrypt	hedhryendqlss.com
	lgnngnlufbtyjpnvct.com
	tzrbdmhoumoy.com
kraken v2	fwulvdmodytm.com
	gybuisybe.cc
	gyinkvye.net
lockyv2	btlwubflhlshn.info
	cpgcjsysfwuwa.click
	jlbroeji.biz
pykspa	gqjgflhop.net
	gqumcwaa.org
	jpivjh.net
qakbot	fgfifkyfut.info
	flzuzsaekkipatbtet.biz
	owpbsjekk.com
ramdo	kugmywaaiymaegiq.org
	ocywskaagmmqscoc.org
	uomywsaaqggiwouo.org
ramnit	byqdmekgd.com
	dpmdbwwcmpk.com
	gkkcoufektvhiqr.com
simda	gatyfusyfi.com
	lyvyxoryco.com
	puvyxilomo.com

Tabella 3.1: Esempi di domini generati algorithmicamente da Malware.

A partire da tale *dataset* combinato si è proceduto alla creazione di un classificatore binario che fosse in grado di distinguere domini reali da domini generati algorithmicamente. Il passo seguente stato creare una serie di *features* che fossero in grado di descrivere le caratteristiche linguistiche dei domini presi in esame.

Per raggiungere tale obiettivo si è fatto riferimento a ricerche già esistenti: [5] [6] [7] [8]. Di seguito viene illustrato l'insieme di tali *features*:

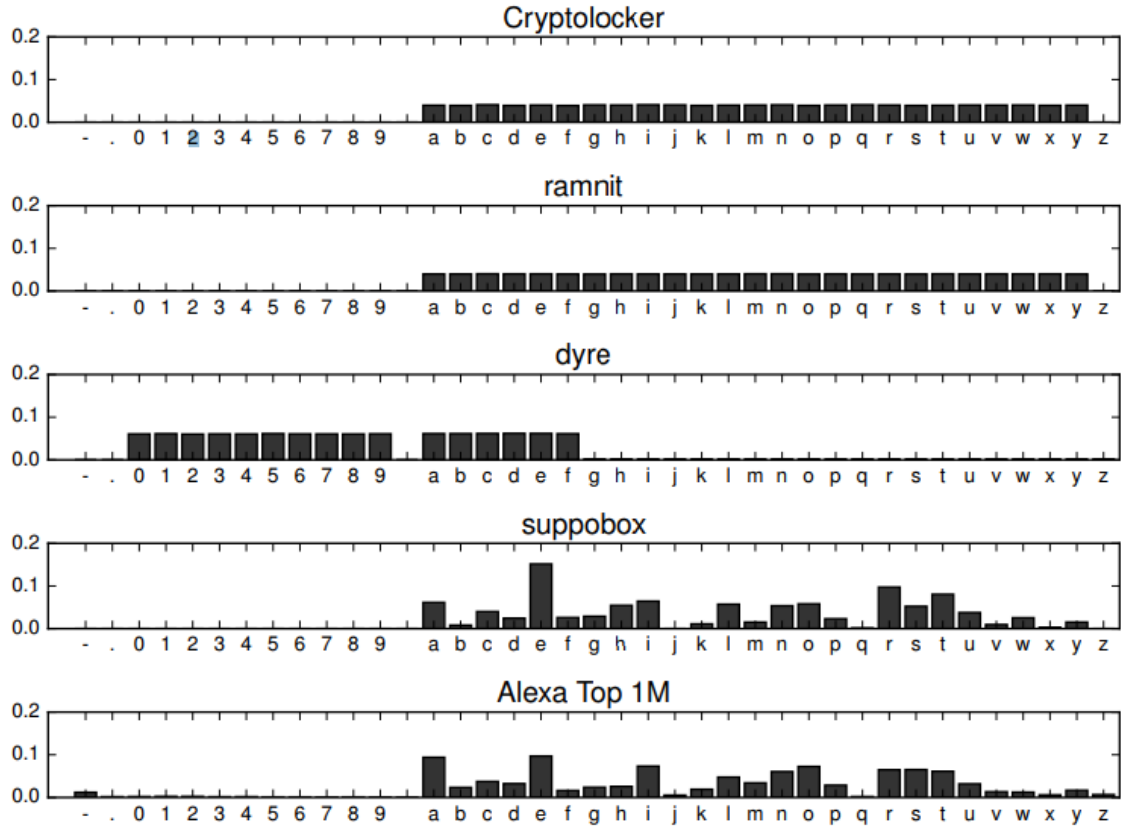


Figura 3.3: Distribuzione dei singoli caratteri in *cryptolocker*, *ramnit*, *dyre*, *suppobox* (dictionary-based DGA) ed il primo milione di domini più visitati secondo Alexa [2]. *fonte:* [4].

3.1.2 Features

- **Rapporto tra caratteri significativi.** Modella il rapporto dei caratteri della stringa p che formano una parola significativa all'interno del dizionario Inglese. Un valore basso indica la presenza di algoritmi automatici. In dettaglio, si divide p in n sottoparole significative w_i di almeno 3 caratteri: $|w_i| \geq 3$ cercando di lasciare fuori meno caratteri possibili:

$$R(d) = R(p) = \frac{\max(\sum_{i=1}^n |w_i|)}{|p|}$$

Se $p = \text{facebook}$, $R(p) = \frac{(|\text{face}| + |\text{book}|)}{8} = 1$ allora il dominio è composto completamente da parole significative, mentre $p = \text{pub03str}$, $R(p) = \frac{|\text{pub}|}{8} = 0.375$.

- **Punteggio di normalità degli n-grammi:** Questa classe di *features* modella la pronunciabilità di un nome di dominio rispetto la lingua Inglese. Più la combinazione di

fonemi del dominio è presente all'interno del Dizionario Inglese più tale dominio è pronunciabile. Domini con un basso numero di tali combinazioni sono probabilmente generati algoritmicamente. Il calcolo avviene estraendo lo n -gramma di p di lunghezza $n \in \{1, 2, 3, 4, 5\}$ e contando il numero di occorrenze di tale n -gramma all'interno del Dizionario Inglese. Tali *features* sono quindi parametriche rispetto ad n :

$$S_n(d) = S_n(p) = \frac{\sum_{\text{n-gramma } t \text{ in } p} \text{count}(t)}{|p| - n + 1}$$

dove $\text{count}(t)$ sono le occorrenze dello n -gramma nel dizionario. Ad esempio $S_2(\text{facebook}) = fa_{109} + ac_{343} + ce_{438} + eb_{29} + bo_{118} + oo_{114} + ok_{45} = 170.8$

- **Rapporto tra caratteri numerici** Questa *feature* rappresenta il rapporto tra i caratteri numerici presenti all'interno del nome di dominio rispetto la lunghezza totale della parola. Molte famiglie di *malware* utilizzano *DGA* che generano domini tramite una distribuzione uniforme di caratteri alfabetici minuscoli e numeri, questo porta a domini generati algoritmicamente che presentano una maggior presenza di numeri al loro interno rispetto ai domini reali.
- **Rapporto tra vocali e consonanti** Questa *feature* modella il rapporto tra vocali e consonanti all'interno del nome di dominio.
- **Lunghezza del nome di dominio** Questa *feature* calcola la lunghezza del dominio. Molte famiglie di *malware* utilizzano *DGA* che generano domini di lunghezza costante, generalmente molto lunghi rispetto ai domini reali.

L'implementazione di tali *features* ha permesso di ottenere un *dataset* in grado di modellare le caratteristiche linguistiche dei nomi di dominio mostrati al capitolo ???. Da tale spunto è partita la fase iniziale di *testing*

3.1.3 Output

L'obiettivo di tale classificatore è quello di riuscire a separare in maniera efficace i domini reali da quelli generati algoritmicamente. Durante la fase di sperimentazione il classificatore si è rivelato efficace rispetto la maggior parte delle famiglie di *DGA*; tuttavia il caso

particolare della famiglia *suppobox* [9] ha messo in particolare difficoltà il classificatore in quanto tale algoritmo genera domini in maniera pseudo-casuale, concatenando due parole a partire da un *subset* di 384 parole provenienti dal dizionario inglese. Tale caratteristica fa sì che le *features* linguistiche estratte da questa famiglia di *malware* siano molto simili a quelle presenti nei domini reali. In tabella 3.2 sono mostrati alcuni esempi di domini generati da Suppobox.

Suppobox
increaseinside.net
wouldinstead.net
rememberinstead.net
wouldexplain.net
rememberexplain.net
wouldbright.net
rememberbright.net
wouldinside.net
rememberinside.net

Tabella 3.2: Esempio di domini generati da Suppobox.

A partire da questo risultato si scelto di procedere con la progettazione di un classificatore neurale in grado di superare tale problematica.

3.2 Classificatore Neurale

Questo classificatore neurale nasce con l'intento di superare le difficoltà incontrate dal precedente classificatore basato su *Random Forest*, utilizzando le caratteristiche delle reti neurali, in grado di estrarre *features* a partire dai dati grezzi. Si è scelto di partire dall'architettura di tipo *Multilayer Perceptron* con l'obiettivo di ottenere risultati migliori rispetto al caso mostrato nella sezione precedente.

I passi del progetto sono stati la codificazione dei domini in valori numerici, l'individuazione di una architettura ottimale per classificare i dati in esame ed un'ultima fase di *tuning* degli iperparametri della rete neurale.

3.2.1 Dataset

A partire dal *dataset* creato per il precedente caso, si è deciso di convertire direttamente i nomi di dominio alfanumerici in vettori numerici, mappati secondo il dizionario di tutti i caratteri ammessi [10] (lettere minuscole a-z, numeri 0-9, tratto d'unione "-"). L'obiettivo è quello di fornire al classificatore neurale in questione una rappresentazione il più possibile aderente ai dati reali, senza l'ausilio di *features* ingegnerizzate a priori, lasciando così la libertà alla rete neurale di estrarre le caratteristiche più appropriate per la distinzione dei domini. Come scelta progettuale si è deciso di limitare la dimensione dei domini a 15 caratteri per ognuno, in modo da ottenere un *dataset* di dimensioni fissate e sopperire alle differenti lunghezze di ogni dominio tramite un semplice *padding* di zeri in testa ad ogni stringa codificata.

Assieme ai dati codificati è stato generato un vettore di *target* nel quale viene indicato da 0 o da 1 se il dominio in esame è di tipo reale o generato alitmicamente. L'obiettivo quindi è di attuare un classificatore binario in grado di prevedere correttamente a quale categoria appartiene un dominio esaminato

3.2.2 Architettura Classificatore Neurale

L'architettura scelta in prima fase è stata quella del *Multilayer Perceptron* (abbr. *MLP*), una tipologia di rete neurale *feedforward* tipicamente formata da almeno tre livelli di nodi. Ad

esclusione del livello di *input* i livelli del MLP utilizzano funzioni di attivazione non lineari che permettono di eseguire distinzioni tra dati non linearmente separabili. Considerando una rete formata da m neuroni, se si considera d come numero di input, si avrà il seguente output

$$y_j = y \left(\sum_{i=0}^d w_{ji} x_i \right)$$

nel quale x_i sono gli input e w_{ji} sono i pesi di ogni input combinati con ogni output.

Nel caso in esame è stata utilizzata per i livelli interni la funzione di attivazione *Rectifier Linear Unit* (ReLU) [11] definita dalla funzione sottostante e mostrato in figura 3.4

$$f(x) = x^+ = \max(0, x)$$

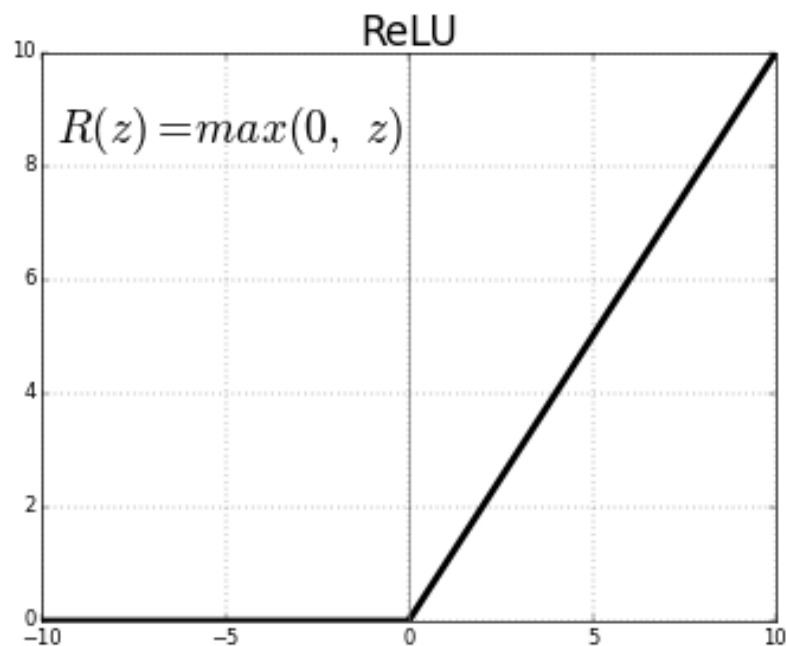


Figura 3.4: fonte: [12].

dove x rappresenta l'*input* del neurone. I vantaggi di tale funzione sono una migliorata *performance* rispetto ad altre funzioni similari come *tanh* e *sigmoid* per quel che riguarda la convergenza della discesa stocastica del gradiente.

Per quel che riguarda la funzione di attivazione del livello di *output* si è scelta la funzione *sigmoidea*, definita dalla formula

$$P(t) = \frac{1}{1 + e^{-t}}$$

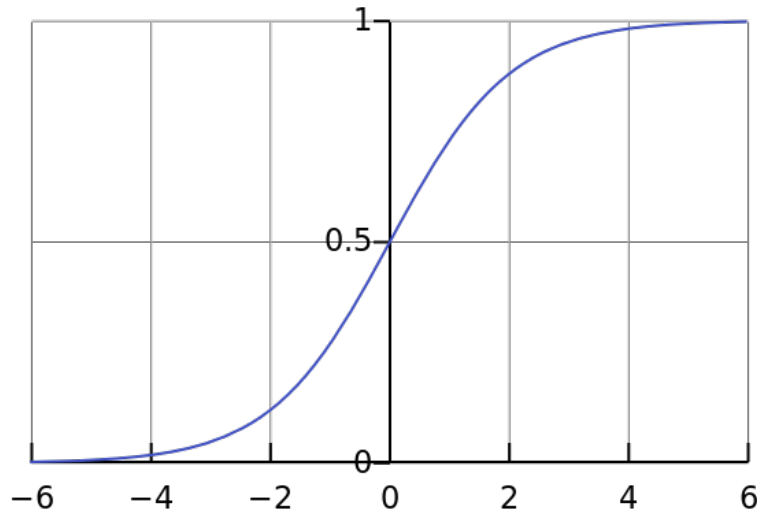


Figura 3.5: fonte: [13]

La struttura finale del *MLP* in esame è stata raggiunta dopo una serie di test sperimentali in cui si sono messi a confronto tre modelli differenti di per numero di neuroni all'interno degli *hidden layer*:

- un modello ridotto composto da un layer di input con un numero di neuroni pari alla dimensione delle stringhe codificate, un layer intermedio di dimensione dimezzata rispetto al precedente ed il layer finale di uscita di dimensione 1 per attuare la classificazione binaria, oggetto di studio.
- un modello allargato composto da un layer di input con un numero di neuroni pari alla dimensione delle stringhe codificate, due layer intermedi di dimensioni moltiplicate di diversi ordini rispetto al layer iniziale ed un layer finale di dimensione 1.
- un modello intermedio composto da un layer di input con un numero di neuroni pari alla dimensione delle stringhe codificate, due layer intermedi di dimensioni comprese tra i valori ottenuti dal modello ridotto ed il modello allargato ed un layer finale di dimensione 1.

I tre modelli sono stati messi a confronto in fase sperimentale, dovendo procedere ad una fase di tuning dei parametri che compongono il modello intermedio in quanto non è possibile

in maniera automatica determinare quali siano i parametri ottimali per il MLP utilizzato nel caso in esame.

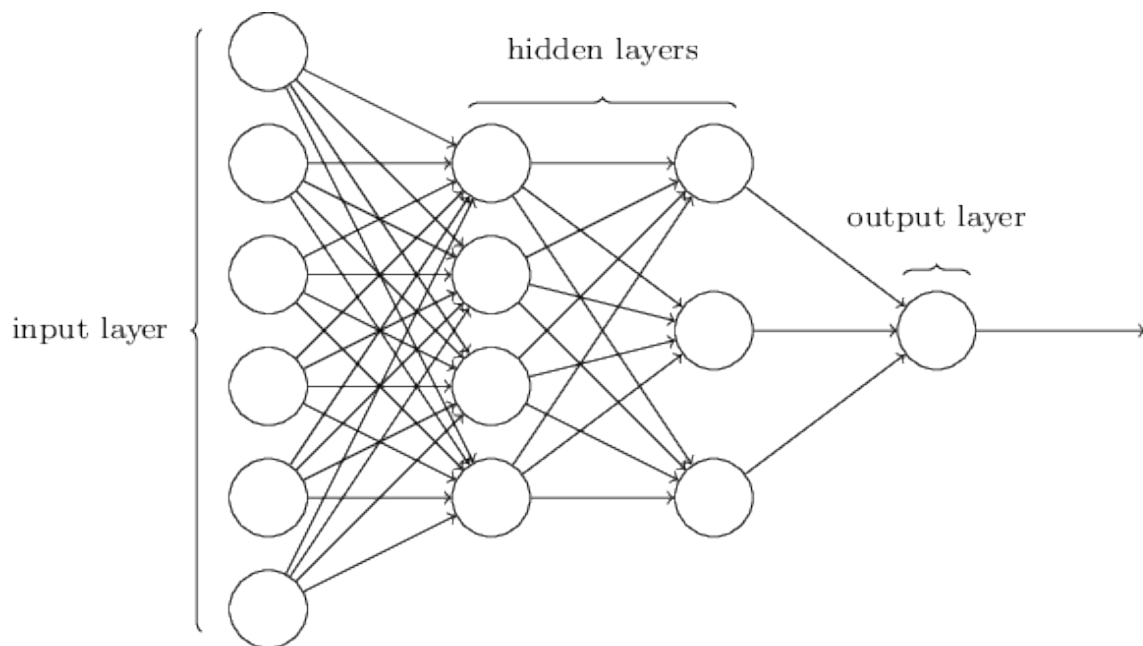


Figura 3.6: Schema generico di un Multilayer Perceptron

3.2.3 Output

L'intento della rete neurale proposta è quello di classificare autonomamente domini reali da domini generati algoritmicamente, con l'obiettivo di superare le fragilità del classificatore precedente (3.1) ed avere una linea di confronto affidabile per lo *step* di lavoro successivo: l'introduzione di un sistema di *adversarial learning* che possa rafforzare tale classificatore.

Capitolo 4

Progetto Adversarial Learning

Ricerche precedenti hanno dimostrato che molti modelli di machine learning, incluse le reti neurali, sono vulnerabili agli *adversarial examples* [14], [15]. In particolare la ricerca proposta in [15] introduce il metodo del *fast gradient sign* per scoprire *adversarial examples* perturbando un campione noto x con una piccola quantità definita

$$\Delta x = \epsilon \operatorname{sign}(\nabla_x J(\theta, x, y))$$

dove θ rappresenta i parametri del modello e J il costo necessario a classificare x come y . Separatamente [16] propone l'uso di *Generative Adversarial Network* (abbr. *GAN*) come *framework* in grado di generare campioni artificiali provenienti dalla stessa distribuzione del training set. Le *GAN* incorporano due modelli: un generatore ed un discriminatore i quali competono in una serie di turni antagonisti. All'interno del contesto del lavoro presentato in questo elaborato, il generatore impara a creare nuovi domini artificiali mentre il discriminatore impara a distinguere tali domini artificiali da quelli reali. L'intento di tale lavoro è usare la *GAN* per produrre domini artificiali realistici e di conseguenza incrementare la precisione del classificatore presentato nella sezione precedente attraverso l'*adversarial training*. I presupposti progettuali di questo elaborato sono ispirati alla ricerca presentata in [4].

4.1 Autoencoder

Il punto di partenza per il lavoro di progettazione di una *GAN* è stato l'implementazione di un *Autoencoder* funzionante. Un *Autoencoder* è un modello di rete neurale non supervisionata con lo scopo di riprodurre il proprio input passando attraverso una rappresentazione codificata, generalmente a dimensione inferiore [17] [18]. Si supponga di avere un set di training $\{x^{(1)}, x^{(2)}, x^{(3)}, \dots\}$ dove $x^{(i)} \in \mathbb{R}^n$. L'obiettivo di un autoencoder generico è

$$y^{(i)} = x^{(i)}$$

cercando di imparare una funzione che approssima x

$$h_{W,b}(x) \approx x$$

. Un *autoencoder* tipicamente consiste in due macro-componenti:

- funzione **Encoder** $h = f(x)$ la quale trasforma l'input in una rappresentazione codificata (generalmente a dimensione minore)
- funzione **Decoder** $r = g(h)$ in grado di ricostruire l'input a partire dalla rappresentazione codificata.

Tuttavia il reale obiettivo di un *autoencoder* non è quello di imparare perfettamente a riprodurre l'input fornito (in quanto sarebbe un'operazione priva di utilità), bensì vengono introdotti vincoli che ne limitano la capacità di riproduzione ad una sola approssimazione dei dati di ingresso. Grazie a tali vincoli il modello è obbligato a dare priorità agli aspetti fondamentali dell'input, imparandone le proprietà principali. L'obiettivo di tale implementazione nel contesto di questo elaborato è poter cogliere le caratteristiche fondamentali che compongono i domini reali, per poterli riprodurre al meglio all'interno della *GAN* e generare domini simili a quelli reali a partire da rumore casuale.

4.1.1 Dataset Autoencoder

Il *dataset* utilizzato per il training di tale *autoencoder* è lo stesso mostrato nella sezione 3.2.1, in cui i domini sono mappati in vettori numerici, secondo il dizionario di caratteri ammissibili per i domini. Durante la fase di implementazione si è reso necessario un ulteriore *step* di

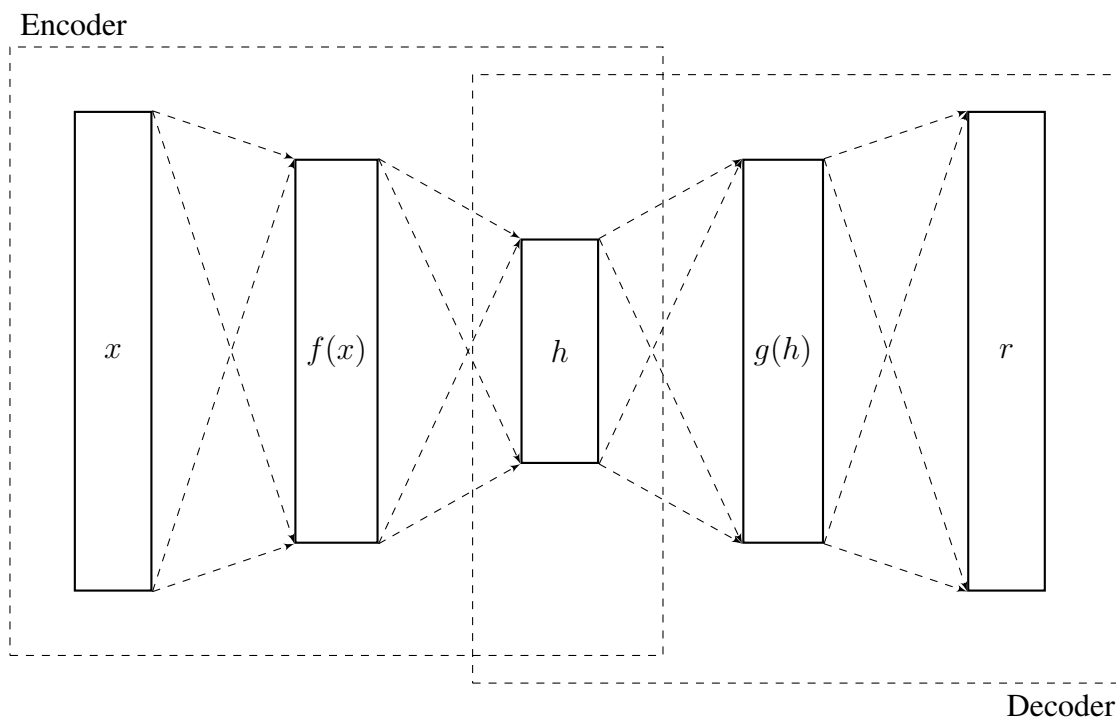


Figura 4.1: Struttura generica di un autoencoder, il quale mappa l'input x in un output r attraverso una rappresentazione codificata h .

preprocessing: i domini codificati in sequenze di valori interi sono stati ulteriormente codificati tramite il *one hot encoding* [19] in modo da formare un tensore 2D per ogni dominio, in cui ogni riga è formata da sequenze di bit a 0 tranne il carattere nella posizione indicata dal dizionario, il quale è indicato ad 1. I domini così codificati vengono trattati come una sequenza temporale, in cui ogni *step* è caratterizzato da un vettore nel quale è indicato a 1 quale carattere del dizionario \forall vi è rappresentato.

Questo ulteriore passaggio è diventato necessario durante l'implementazione della *GAN*, in modo da poter utilizzare il tensore di output del *decoder* come ingresso per l'*encoder*.

4.1.2 Architettura Autoencoder

L'architettura dell'*encoder* in esame è ispirato al lavoro mostrato in [20] mentre il *decoder* è approssimativamente una immagine speculare dell'*encoder*.

Al domini codificati come indicato nella sezione precedente, vengono applicati dei filtri convoluzionali con l'obiettivo di catturare n-grammi significativi all'interno dei domini reali. Il layer successivo di concatenazione assembla l'output dei diversi filtri in un tensore di

dimensione ridotta rispetto all'input iniziale e lo passa ad una LSTM la quale accumula stato lungo la sequenza di caratteri e ritorna in uscita il dominio codificato in forma di vettore mono-dimensionale.

Il *decoder* è l'opposto del processo di codifica: il dominio codificato dato in input viene ripetuto un numero di volte equivalente alla lunghezza massima di nome di dominio decisa a priori e passato ad una LSTM. La sequenza di emissioni da parte del layer LSTM viene fornita agli stessi filtri convoluzionali presenti all'interno dell'*encoder*. Questo risulta in un vettore \mathbb{V} -dimensionale per ogni elemento della sequenza che compone il dominio. Lo step finale consiste di un dense layer con distribuzione temporale che agisce come regressore multinomiale. A causa dell'attivazione *softmax* attuata sul *dense layer*, l'output del decoder rappresenta una distribuzione multinomiale dei caratteri di \mathbb{V} per ogni step temporale, la quale può essere campionata per produrre un nuovo nome di dominio contenente le caratteristiche principali dei nomi di dominio usati in input.

In figura 4.2 è mostrata la struttura di massima dell'autoencoder. Di seguito vengono illustrati in dettaglio le principali componenti che compongono l'*autoencoder*.

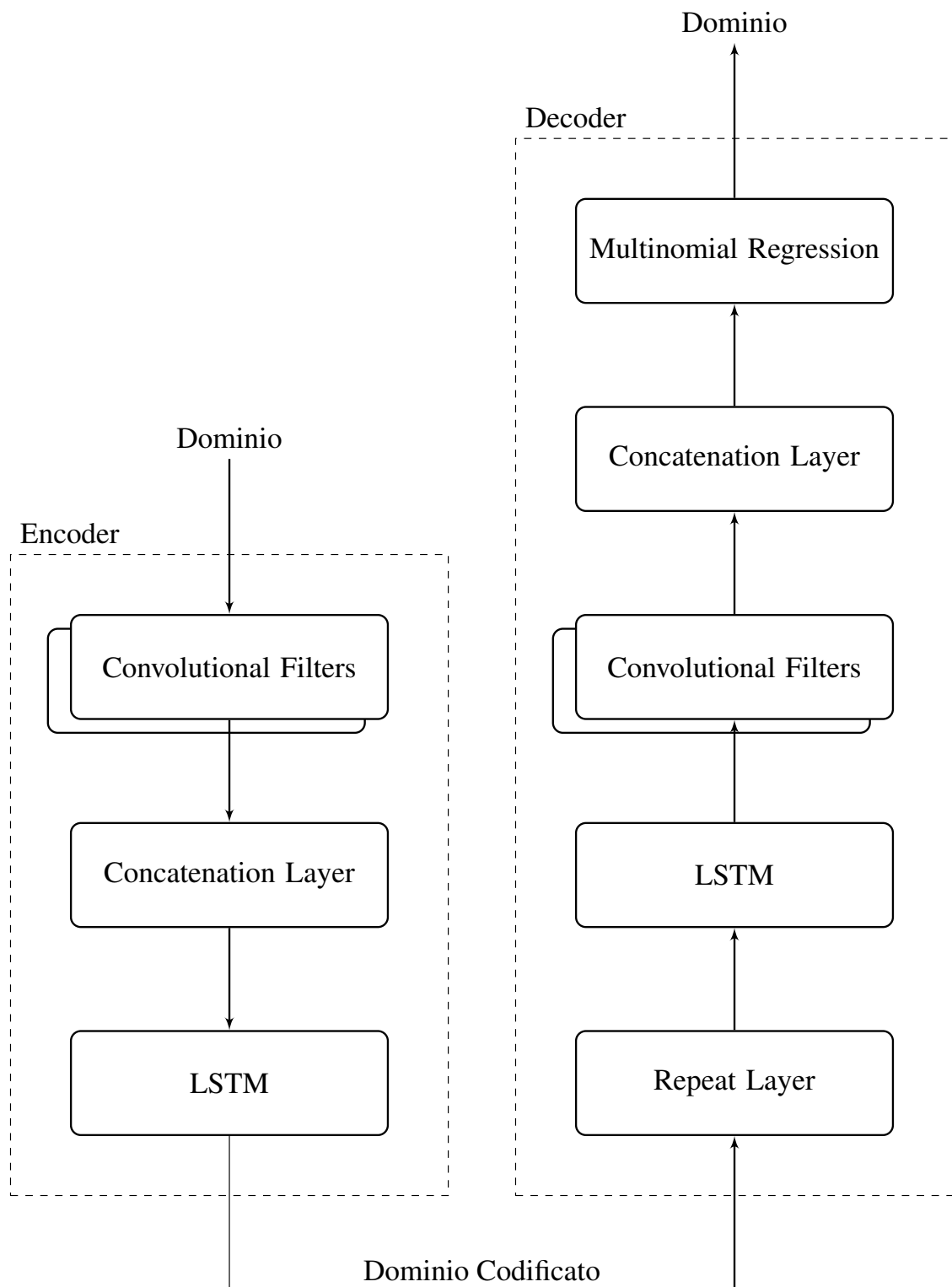


Figura 4.2: Struttura dell'*autoencoder* in esame. L'input in ingresso dato dai domini viene codificato attraverso l'*encoder* e dato in ingresso al *decoder* che ne genera una approssimazione.

4.2 Encoder

La composizione interna dell'*encoder* è formata da una Rete Convoluzionale accoppiata ad una LSTM. A differenza del lavoro proposto in [4], si è voluto mantenere la composizione dell'autoencoder il più semplice possibile, in quanto la trasformazione in *GAN* ed il suo *tuning* in fase di *training* è notoriamente difficoltoso in presenza di molti parametri. In Figura 4.3 viene mostrata la struttura semplificata dell'encoder.

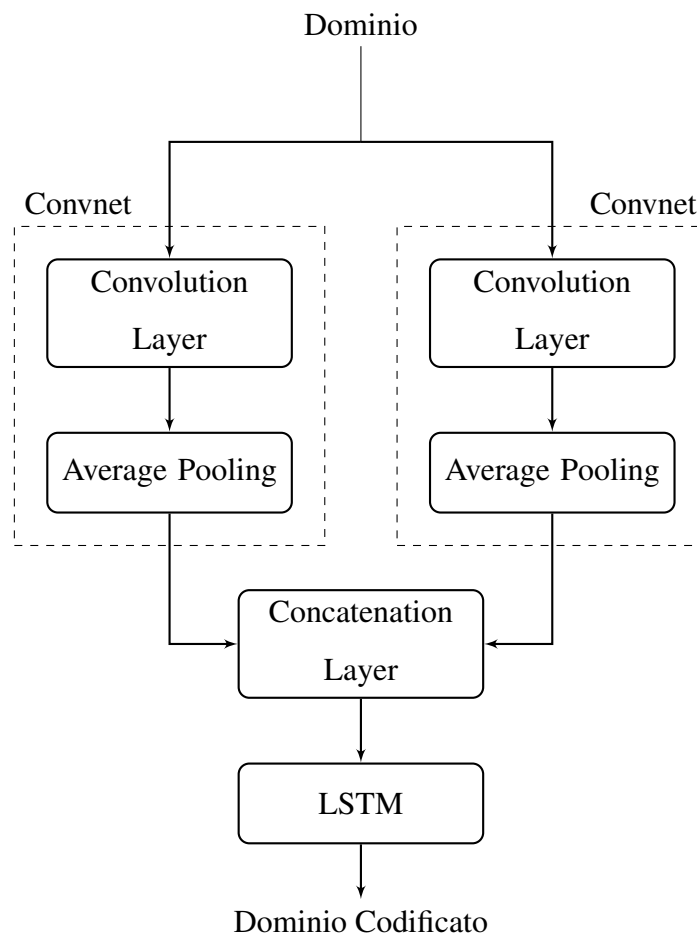


Figura 4.3: Struttura dell'*encoder*.

4.2.1 Rete Convoluzionale

Una Rete Convoluzionale è un modello di rete neurale usato generalmente per classificazione di immagini, in alternativa ai layer densamente connessi. Il vantaggio nell'uso delle reti convoluzionali è la capacità di quest'ultime di memorizzare pattern locali all'interno dello spazio di input mentre layer densamente connessi sono in grado di riconoscere solo pattern globali.

Nel caso in esame si sono applicati due filtri convoluzionali in parallelo, con l'obiettivo di cogliere pattern locali all'interno dei domini, ovvero n-grammi significativi da poter replicare. Generalmente i filtri convoluzionali lavorano su di un tensore 3-dimensionale, chiamato *feature map*, avente due assi spaziali ("altezza" e "larghezza") ed un asse di profondità; nel caso di riconoscimento di immagini tali assi corrispondono alle dimensioni dell'immagine di input ed al numero dei canali colore. Nel caso in esame si sono trattati di input tridimensionali ad altezza 1, larghezza equivalente alla dimensione massima dei domini nel dataset e canale di dimensione 1. L'operazione di convoluzione estrae frammenti dalla *feature map* di input ed applica una trasformazione a tutti i frammenti, generando una *output feature map* la quale è ancora in forma di tensore 3D, di dimensione ridotta, contenente sull'asse della profondità i valori dei *filtri*. I filtri codificano determinati aspetti caratteristici dell'input, analizzando l'input in una "finestra" di dimensione fissata che scorre lungo la sequenza; ad ogni passo il filtro estrae il sotto-tensore 3-dimensionale per trasformarlo (tramite un prodotto tensore con una matrice di pesi (chiamato *convolutional kernel*) in un vettore 1D di dimensione fissata. L'insieme di vettori vengono riassemblati in un tensore 3D con altezza e larghezza identiche alle precedenti e l'insieme di features come terzo asse. In figura 4.4 è possibile vedere un diagramma del funzionamento di una rete convoluzionale.

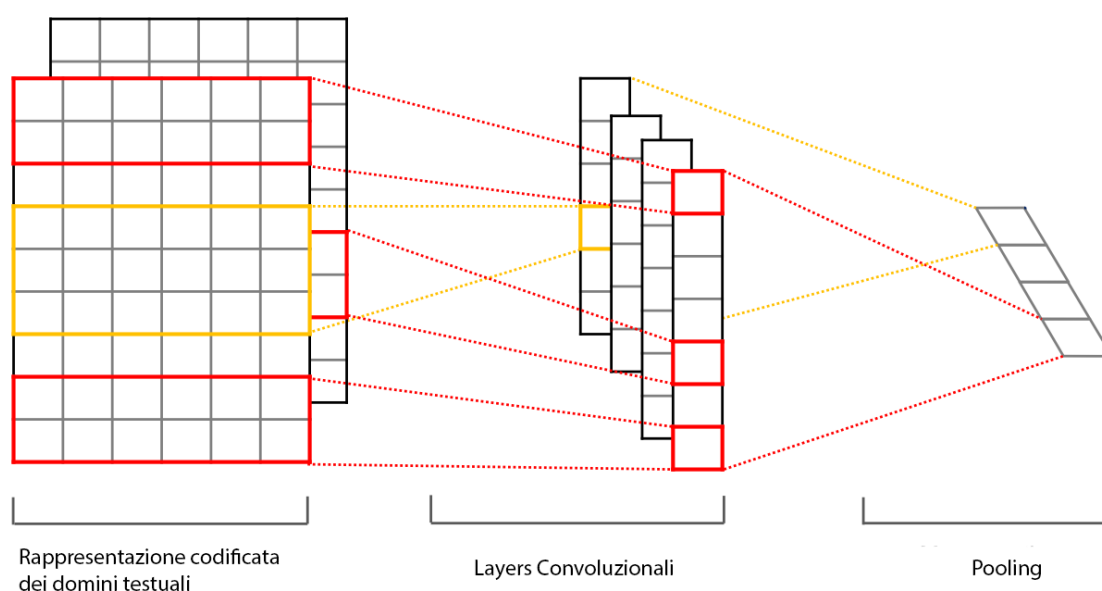


Figura 4.4: Funzionamento di una Convolutional Neural Network, *fonte* [21].

4.2.2 Pooling

Parte integrante di una rete convoluzionale è il livello di *pooling*, in cui le features più importanti del livello precedente vengono ridotte in un tensore di dimensione inferiore, secondo il valor medio all'interno della *feature map*. La decisione di utilizzare average pooling anziché max pooling è stata presa a causa dell'elevata instabilità intrinseca alle GAN, per le quali max pooling è un fattore contribuente.

4.2.3 Concatenazione

Il layer aggiuntivo di *concatenazione* funge per permettere di formare un unico vettore monodimensionale in grado di fornire le caratteristiche principali dei domini analizzati.

4.2.4 Long Short-term Memory

Seconda fase della sottorete Encoder è la presenza di una Long Short-term Memory Network (*abbr LSTM*) [22]. Si tratta di un modello di *Recurrent Neural Network* (*abbr. RNN*) particolare, in grado di apprendere dipendenze a lungo termine all'interno di una sequenza temporale che nasce con l'intento di superare le principali problematiche delle RNN semplici, le quali non sono in grado di gestire dipendenze a lungo termine all'interno di una sequenza temporale. Le celle LSTM consistono di uno stato che può essere letto, scritto e resettato attraverso una serie di *gates*. Siano dati W e U *layer* di una cella LSTM corrispondenti a matrici di pesi per l'input x ed emissione h , mentre b vettore di bias. Lo stato c di una cella LSTM ha connessioni periodiche che permettono ad ogni cella di mantenere stato attraverso gli step temporali:

$$c_t = f \cdot c_{t-1} + i_t \cdot g_t$$

dove \cdot denota moltiplicazione tra elementi. Gli stati possono essere aggiornati in maniera additiva tramite

$$g_t = \tanh(W^g x_t + U^g h_{t-1} + b^g)$$

attraverso i gate di input i , in grado di moltiplicare l'aggiornamento di stato di un numero che varia da 0 ad 1. Alla stessa maniera il *forget gate* f modula la connessione *self-recurrent* tra ogni cella di un numero compreso tra 0 ed 1. In tal maniera è possibile ignorare l'input e mantenere lo stato, oppure sovrascrivere lo stato corrente o resettarlo a 0. L'output gate o modula il contributo fornito dallo stato di ogni cella come

$$h_t = o_t \cdot \tanh(c_t),$$

il quale è propagato agli input gate dei livelli successivi. In particolare i gate di input, forget e output sono definite da una funzione dell'input x_t e dall'emissione del layer LSTM precedente h_t all'istante t come:

$$i_t = \sigma(W^i x_t + U^i h_{t-1} + b^i)$$

$$f_t = \sigma(W^f x_t + U^f h_{t-1} + b^f)$$

$$o_t = \sigma(W^o x_t + U^o h_{t-1} + b^o).$$

Il design delle celle LSTM con gate moltiplicativi permette ad una rete neurale di immagazzinare ed accedere allo stato attraverso lunghe sequenze, mitigando le problematiche presenti all'interno delle *RNN* semplici. Nel contesto di questo progetto, lo spazio degli stati è inteso a catturare le combinazioni di tokens (n-grammi) che sono importanti per modellare nomi di dominio realistici. In figura 4.5 è indicata la struttura di una cella LSTM.

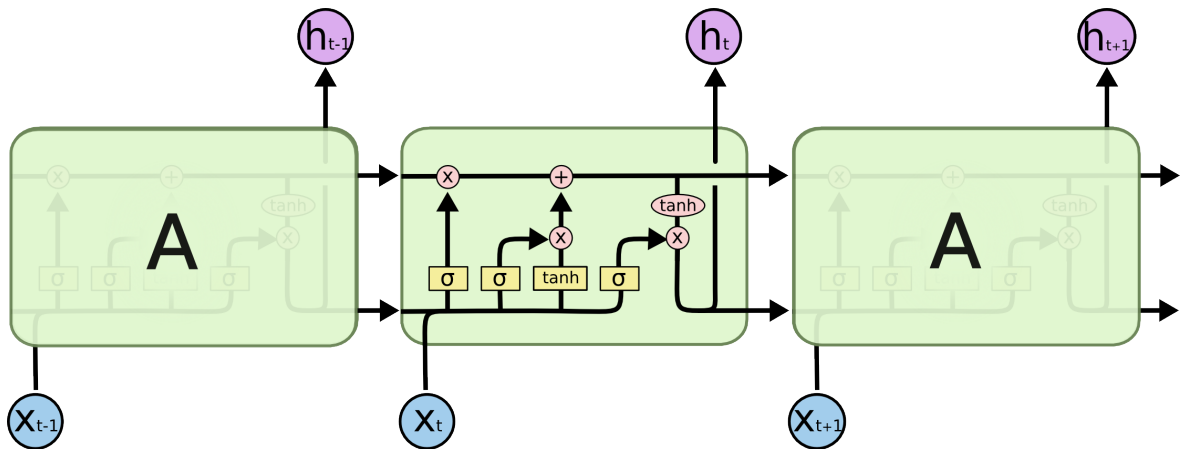


Figura 4.5: Struttura di una cella LSTM. *fonte:* [23].

4.2.5 Output Encoder

L'output in uscita da questo encoder è in forma di un tensore monodimensionale, di dimensione fissata, contenente le caratteristiche principali che compongono un nome di dominio.

The word "ampliare" is written in white text inside an orange rounded rectangle. A horizontal orange line extends from the left side of the page towards the button.

4.3 Decoder

La struttura del decoder è lascamente una copia speculare dell'encoder. L'obiettivo principale è riuscire a ricampionare un dominio partendo da un tensore a dimensione inferiore rispetto alla codifica fornita in input all'encoder.

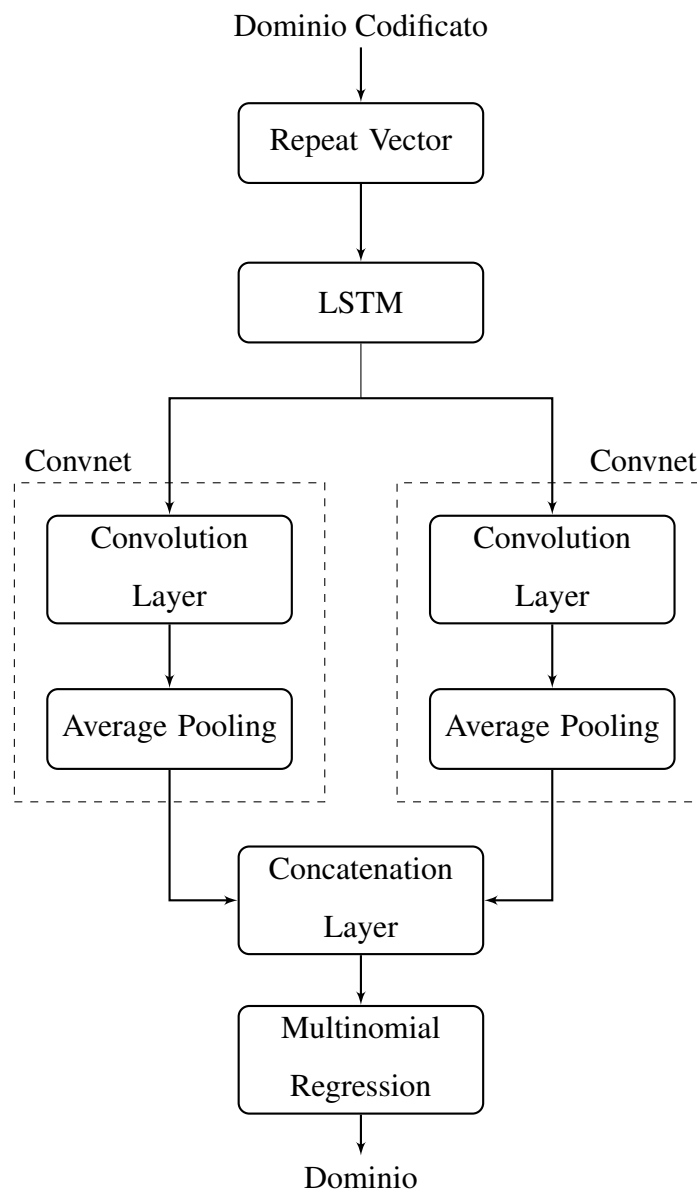
La struttura di massima presenta come primo layer un *repeat vector* che ripete il tensore di input per un numero di volte pari alla lunghezza massima di dominio, fissata in fase di codifica del dataset, formando così un tensore 3-dimensionale, dello stessa dimensione dei domini provenienti dal dataset. La sequenza così formata viene data in input ad un layer LSTM avente le identiche caratteristiche del layer LSTM presente all'interno dell'encoder. Successivamente la sequenza di emissioni in output dalla LSTM viene fornita ad due reti convoluzionali parallele identiche al quelle inserite all'interno dell'encoder. il risultato di tale operazione è un vettore di dimensione pari a dizionario di caratteri ammissibili per i domini, per ogni step della sequenza di caratteri che compone un dominio. In Figura 4.6 viene mostrato lo schema di massima del *decoder*.

4.3.1 Regressione Multinomiale

Lo step finale del decoder è un livello *dense* di tipo *time-distributed* che agisce come *regressore multinomiale*, in grado di eseguire classificazione in diverse classi (in questo caso una classe per ogni carattere possibile nel dizionario). Il regressore multinomiale utilizza un tipo di attivazione *softmax*, definito dalla funzione:

$$\sigma(\mathbf{z})_j = \frac{e^{z_j}}{\sum_{k=1}^K e^{z_k}} \quad \text{per } j = 1, \dots, K.$$

dove k è la dimensione del vettore di input \mathbf{z} mentre in uscita si ottiene un vettore k -dimensionale $\sigma(\mathbf{z})$ di valori compresi in un intervallo $(0, 1)$. Grazie a tale attivazione sull'ultimo layer, l'output del decoder rappresenta una distribuzione multinomiale rispetto ai caratteri di ammissibili, per ogni step temporale che compone. Tale distribuzione può essere campionata in modo da ottenere di nuovo un vettore numerico di interi contenente i caratteri codificati all'interno del vocabolario di caratteri ammissibili per i domini.

**Figura 4.6:** Struttura del *decoder*.

Per il campionamento è stata usata una funzione *softmax* utilizzata nel campo dell'apprendimento per rinforzo [24], definita come:

$$P_t(a) = \frac{\exp(q_t(a)/\tau)}{\sum_{i=1}^n \exp(q_t(i)/\tau)},$$

Dove il valore di "azione" $q_t(a)$ corrisponde alla "ricompensa" ottenuta per l'azione a e τ è definito come parametro di "temperatura". Per alte "temperature" ($\tau \rightarrow \infty$), tutte le azioni hanno la stessa probabilità e più bassa la temperatura, più la "ricompensa" influisce sulla probabilità. Per basse temperature ($\tau \rightarrow 0^+$), la probabilità di azione con la ricompensa più alta tende ad 1.

Tramite questa funzione è stato possibile mettere a punto in fase sperimentale il campionamento dei domini dalla loro rappresentazione in forma di tensore alla rappresentazione testuale.

4.4 Generative Adversarial Network

La *Generative Adversarial Network* (abbr. *GAN*) è un modello di rete neurale formata da due reti che competono l'una contro l'altra: un *generatore* che cerca di creare dati sintetici basati sulla vera distribuzione, con l'aggiunta di rumore in input ed un *discriminatore*, che riceve un campione e deve predire se appartiene al set reale o sintetico. Questo processo continua in forma di competizione tra le due reti, nella quale il discriminatore apprende in maniera sempre più accurata a distinguere i campioni ed il generatore apprende la costruzione di dati sintetici sempre più realistici. Notevole è la struttura della GAN, la quale rende particolarmente difficoltosa la fase di *training*: a differenza di reti neurali più semplici, non è possibile fissare un minimo da ottimizzare. Normalmente si attua una discesa del gradiente, la quale fornisce l'ottimo per la fase di training, mentre nel caso di GAN, ogni passo effettuato durante la discesa del gradiente causa un cambiamento nella conformazione superficie di discesa. La composizione della GAN fa sì che sia necessario invece trovare un equilibrio tra le due forze in gioco, impersonate da discriminatore e generatore. In figura 4.7 si può vedere una struttura di massima di una GAN.

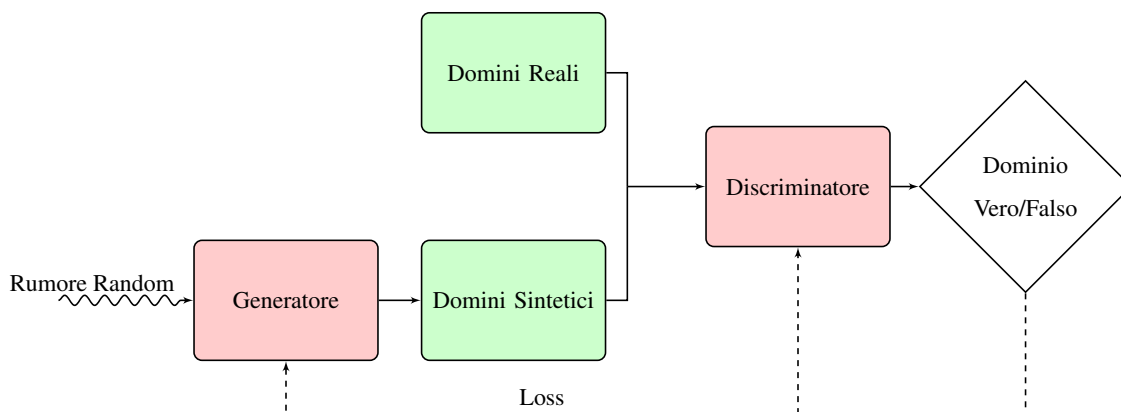


Figura 4.7: Struttura di una *Generative Adversarial Network*.

La struttura dell'autoencoder descritto a partire dalla sezione 4.1 permette di produrre adeguatamente nomi di dominio che assomigliano a domini reali, ma in realtà sono generati pseudo-casualmente campionando le distribuzioni multinomiali in output all'autoencoder. Tuttavia l'uso di un autoencoder richiede la presenza di un ampio dataset di domini come input. Attraverso poche modifiche è stato possibile trasformare l'autoencoder in una *GAN* che accetta in input un seme randomico ed emette nomi di dominio che appaiono simili ai domini reali.

4.4.1 Architettura GAN

Come mostrato in figura 4.8, la struttura della GAN in esame è composta fondamentalmente dalle componenti dell'autoencoder, estese in modo da trasformare l'encoder in un discriminatore che possa classificare domini sintetici da domini reali, ed il decoder in un generatore che a partire da uno spazio latente possa generare domini codificati.

Rispetto al lavoro presentato in [4], si è deciso di implementare una architettura più semplificata. Come mostrato in [25] le GAN sono tipicamente difficoltose da allenare, in quanto l'uso di funzioni di costo porta ad un difficile *tuning* per ottenere un equilibrio di Nash tra le due parti in gioco. La decisione finale è stata presa dopo una serie di test sperimentali, in cui si sono messe a confronto architetture similari comprendenti diverse conformazioni di layers atte ad rendere stabile la fase di training, tra le quali Batch Normalization, come mostrato in [26], l'utilizzo di Leaky Relu [27] come layer di attivazione all'interno della sottorete Convoluzionale e Dropout come strumento per evitare il fenomeno di *overfitting* [28]. L'uso di Leaky ReLU come funzione di attivazione è giustificata dalla riduzione della sparsità del gradiente, la quale generalmente causa instabilità.

4.4.1.1 Batch Normalization

L'utilizzo di Batch Normalization è stato introdotto per contrastare la nota difficoltà nel training delle GAN. Generalmente il training delle reti neurali è reso difficoltoso dal fatto che la distribuzione dell'input di ogni layer cambia durante il training così come cambiano i parametri dei precedenti layer. Questo fenomeno rallenta il training, richiedendo *learning rates* più bassi ed una attenta scelta degli iperparametri iniziali. Tale fenomeno viene definito *covariate shift* da [26]. Tramite l'uso di *batch normalization* è possibile fare fronte a tali problematiche, le quali vengono amplificate grandemente dalla struttura avversaria delle due reti Generatore e Discriminatore che compongono la GAN.

4.4.2 Generatore

Il generatore aggiunge in testa alla struttura del decoder un layer denso che mappa un input randomico in una codifica di dominio, come mostrato in figura 4.9. All'interno della sottorete

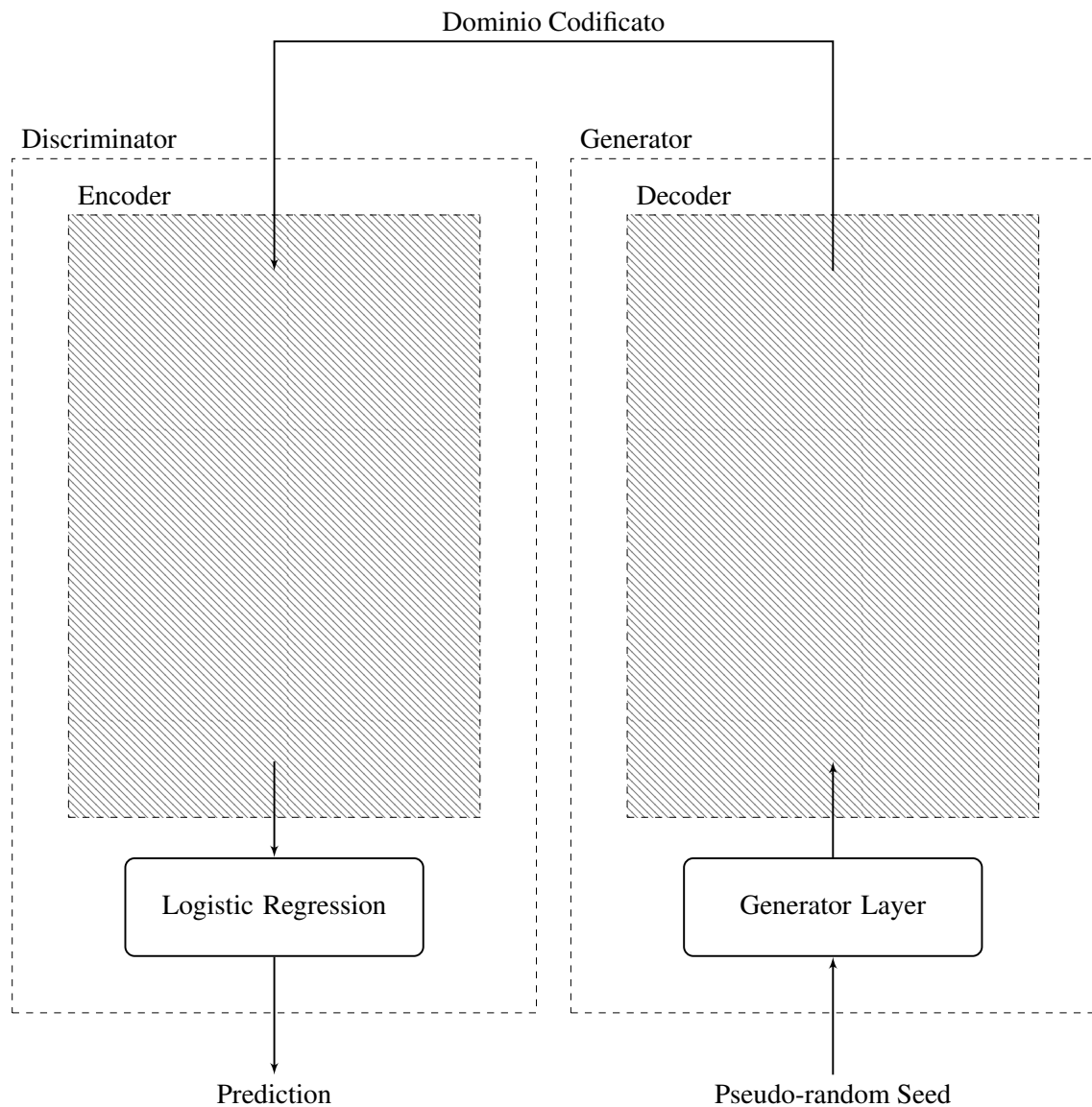
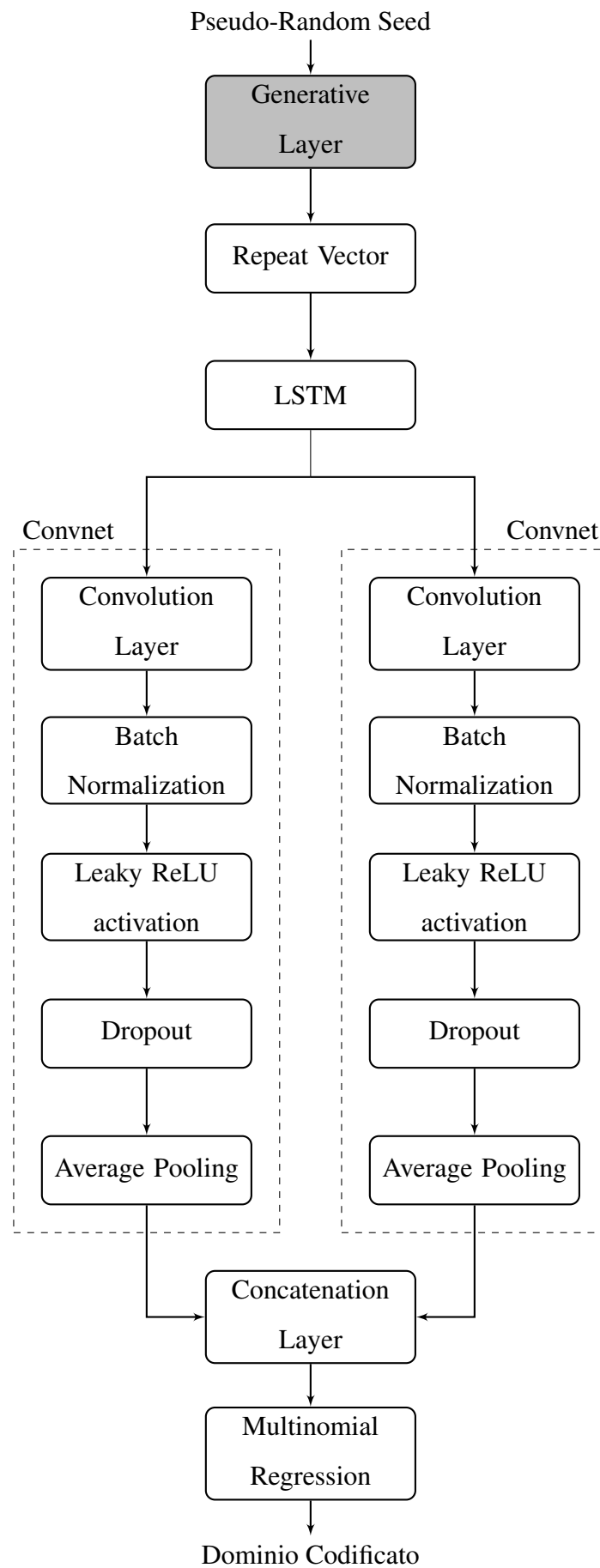


Figura 4.8: Struttura della GAN evoluta dell'autoencoder.

convoluzionale è presente l'aggiunta di Batch Normalization, Leaky Relu al posto di ReLU per l'attivazione dei livelli convoluzionali.

Il Generator layer è formato da un generatore di rumore randomico di distribuzione gaussiana, la quale è stata provata come ottimale nel caso di GAN da [29]. Tale distribuzione, di dimensione fissata, mima un possibile dominio codificato da encoder come descritto in sezione 4.2. A partire da tale rumore è possibile per il decoder realizzare una codifica di dominio via via più realistica con l'avanzare delle epoche di training della GAN.

**Figura 4.9:** Struttura del generatore.

4.4.3 Discriminatore

Il discriminatore implementa in uscita un layer denso che esegua regressione logistica sui domini codificati dalla sottorete encoder. (Figura 4.10). Tale regressione viene attuata tramite un layer denso che effettua classificazione tra domini reali, codificati durante la fase di encoding attuata in 4.2. La funzione di attivazione utilizzata all'interno del regressore logistico è la funzione sigmoide come descritto all'interno della sezione 3.2.2. Con il passare delle epoche di training, il discriminatore è sempre più in grado di distinguere domini reali da domini sintetici, forniti dal generatore. Tramite un insieme di tecniche sperimentali, è possibile evitare che il discriminatore prevalga sul generatore durante il training, mantenendo un equilibrio tra le due parti.

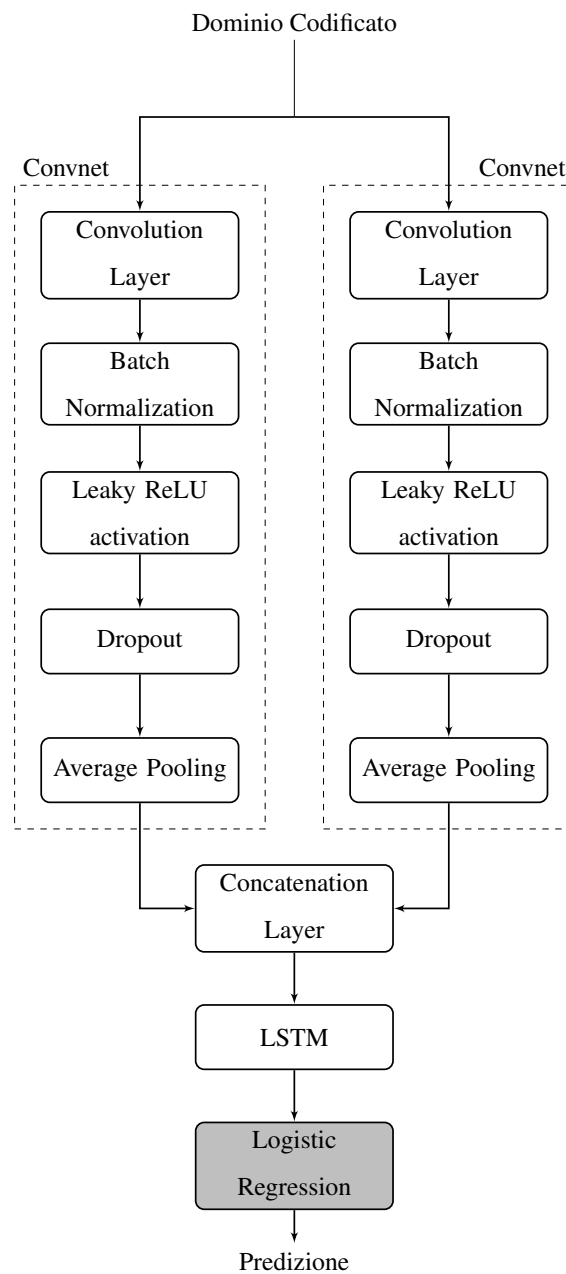
4.4.4 Funzionamento

Durante la fase di training della GAN, il discriminatore ed il generatore vengono allenati in maniera concorrente. Per ogni step di training si estrae un subset fissato di domini dal dataset di domini reali e si genera un tensore di rumore generato randomicamente di lunghezza equivalente. Tale tensore viene dato in ingresso al generatore che restituisce una serie di domini sintetici codificati.

Successivamente il discriminatore viene allenato a distinguere i due subset estratti precedentemente, grazie ad un vettore di *target* creato ad hoc, che identifica domini reali dai sintetici.

In ultima fase, i pesi del discriminatore vengono congelati e l'intero impianto della GAN viene allenato fornendo un nuovo tensore di rumore randomico ed un vettore di target ingannevoli, i quali identificano tutti i domini generati sinteticamente come reali. L'output di tale procedura è la funzione di loss del discriminatore, il quale non aggiorna la sua matrice di pesi durante questa fase. Tale funzione di loss indica quindi quanto "reali" sono stati i domini creati dal generatore.

Tramite questo espediente è possibile far sì che la fase di training consista in fasi in cui il discriminatore impara a distinguere con più precisione domini reali da domini sintetici ed il generatore impari a fornire domini sintetici via via più realistici. Questa fase procede in maniera indefinita, fin tanto che l'equilibrio tra le due parti rimane tale.

**Figura 4.10:** Struttura del discriminatore.

Capitolo 5

Implementazione

In questa sezione è descritta l'implementazione del progetto definito nel capitolo precedente. I principali strumenti utilizzati sono Python come linguaggio di programmazione e le librerie Scikit-learn [30] per attuare machine learning e Keras [31] per realizzare reti neurali. La libreria per reti neurali su cui opera Keras è Tensorflow [32]. Di seguito sono elencati i dettagli implementativi delle singole entità, ed i parametri usati durante la fase sperimentale.

5.1 Classificatore Supervisionato

Il classificatore Random Forest è stato implementato tramite l'uso della libreria python Scikit-learn [30]. Al fine di avere un ambiente di testing facilmente fruibile, è stata creata una classe *MyClassifier* in grado di gestire la serie di esperimenti effettuata sul classificatore. Tali esperimenti hanno permesso di testare i differenti parametri di funzionamento e la composizione delle features che compongono il dataset del classificatore. In figura 5.1 è mostrata la struttura della classe *MyClassifier*, la quale contiene le funzioni principali di inizializzazione, salvataggio e caricamento dei parametri, salvataggio e caricamento dei risultati oltre che alle funzioni necessarie per allenare il classificatore (funzione *fit*), eseguire cross-validation (funzione *cross_validate*), produrre grafici di risultati (*classification_report* e *plot_AUC*) ed eseguire predizione su di una lista di domini in input (a fini di testing).

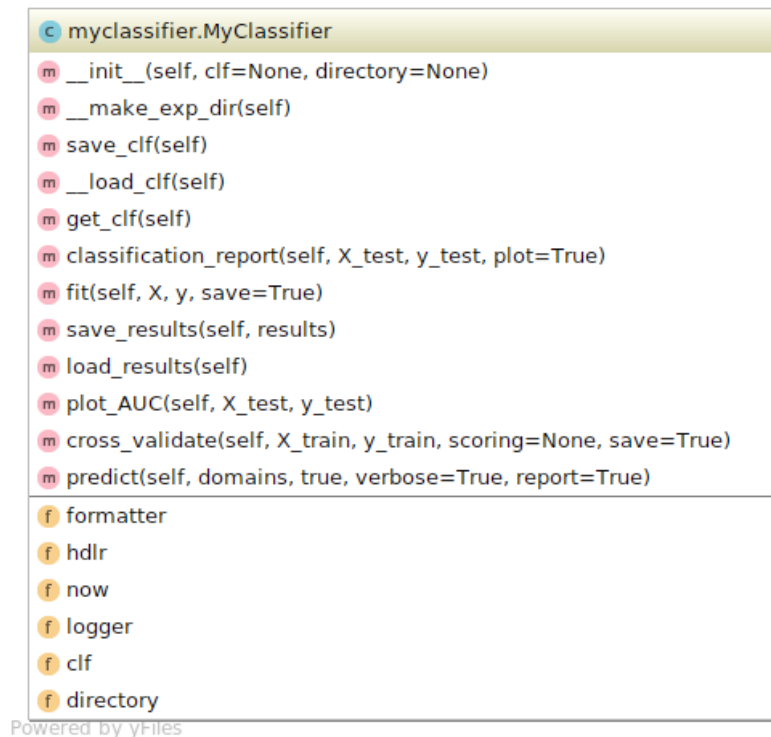


Figura 5.1: Diagramma UML della classe *MyClassifier*

5.1.1 Dataset

Il dataset utilizzato per le fasi di training e testing del classificatore è stato definito nella sezione 3.1.1. A livello operativo il dataset è stato generato a partire dai soli nomi di dominio in formato stringa, per i quali sono stati estratti le singole features. Segue una descrizione dettagliata delle features utilizzate per generare il dataset.

- **MCRExtractor** si occupa di fornire il rapporto tra caratteri significativi. È caratterizzato dal parametro che identifica la minima sottostringa da analizzare, composta da 3 caratteri. L'algoritmo cicla per ogni dimensione di n-gramma ≥ 3 , estrae le tuple di dimensione i dalla stringa e per ogni tupla s presente in una *word* del dizionario inglese, viene aggiunta la sua lunghezza alla somma dei caratteri significativi della stringa. Il risultato è il rapporto tra la somma della lunghezza dei caratteri significativi e la lunghezza totale della stringa.

```

1 min_subtr = 3
2 maxl = 0
3 for i in range(min_subtr, len(str(domain_name))):
4     tuples = zip(*[str(domain_name)[j::i] for j in range(i)])
5     split = [''.join(t) for t in tuples]
6     tmpsum = 0
7     tmps = []
8     for s in split:
9         for words in eng_dict:
10             if s in words:
11                 tmpsum += len(s)
12                 tmps.append(s)
13
14     if tmpsum > maxl:
15         maxl = tmpsum
16 return maxl / int(len(str(domain_name)))

```

- **NormalityScoreExtractor** estrae il punteggio di normalità degli n-grammi. A differenza del lavoro propso in [8], si è scelto di estrarre il *normality score* per gli n-grammi di lunghezza 1,2,3,4,5 caratteri, in quanto in fase sperimentale hanno dimo-

strato di fornire un apporto significativo alla precisione del classificatore. È definito dal seguente algoritmo, dove il valore *self.n* identifica la lunghezza dell'*n*-gramma da valutare. L'algoritmo separa in *n*-grammi di dimensione *n* la stringa e per ogni tupla di caratteri *s*, somma il numero di occorrenze di tale tupla all'interno del vocabolario inglese, ritornando il rapporto tra il valore complessivo delle occorrenze delle tuple nel vocabolario inglese e la lunghezza della stringa meno $n + 1$.

```
1 if len(str(domain_name)) < self.n:
2     return 0
3 tuples = ngrams(str(domain_name), self.n)
4 myngrams = (''.join(t) for t in tuples)
5 scoresum = 0
6 for s in myngrams:
7     counter = 0
8     for words in eng_dict:
9         if s in words:
10             counter += 1
11     scoresum += counter
12 return scoresum / (len(str(domain_name)) - self.n + 1)
```

- **NumCharRatio** estrae il rapporto di caratteri numerici rispetto alla lunghezza della stringa

```
1 counter = Counter(domain_name)
2 ncr = 0
3 for key, value in counter.iteritems():
4     if key.isdigit():
5         ncr += value
6
7 return ncr / len(domain_name)
```

- **DomainNameLength** estrae la lunghezza del nome di dominio.

```
1 return (len(domain_name))
```

- **VowelConsonantRatio** estrae il rapporto tra vocali e consonanti all'interno della stringa.

```
1 count = 0
2 vowels = set("aeiou")
3 for letter in domain_name:
4     if letter in vowels:
5         count += 1
6 return count / (len(domain_name) - count)
```

L'insieme di tali features è stato usato per generare un dataset contenente per ogni nome di dominio le 9 features linguistiche generate a partire dalle stringhe dei nomi di dominio.

Assieme a tale dataset è stato generato un vettore binario "*target*" da cui il classificatore può verificare la categoria di appartenenza (malevolo o reale) di ogni dominio.

5.1.2 Ambiente di training

Durante la fase di training il dataset è stato mescolato e separato in due subset: *train* e *test*. Il subset di testing ha la dimensione pari al 10% dell'intero dataset.

La fase di training è stata eseguita tramite la tecnica di convalida incrociata (*k-fold cross validation*) in cui il dataset di training è stato separato in 10 subset (*fold*) e ad ogni passo la *k-esima* parte è stata usata come validazione per la fase di training. Questa tecnica evita il problema dell'overfitting, di cui generalmente soffrono i modelli di machine learning.

Il restante subset di test, mai applicato nella fase di training, è stato utilizzato per valutare il modello del classificatore.

5.1.3 Parametri Classificatore

In particolare i parametri del classificatore utilizzato che sono stati modificati dal loro valore di default sono:

- **n_estimators** = 100. Numero di stimatori da utilizzare nel processo. Il valore è stato deciso come ottimale dopo una serie di test sperimentali preliminari.

- **min_samples_leaf** = 50. Numero minimo di campioni per un nodo foglia. il valore è stato deciso come ottimale dopo una serie di test sperimentali preliminari.
- **oob_score** = True. Implica l'uso di campioni *out-of-bag* per ottenere una stima facilitata dell'errore. Con questa tecnica una parte del campione di stima viene esclusa per essere utilizzata come insieme di verifica.

5.2 Classificatore Neurale

L'implementazione del classificatore neurale è stata eseguita in ambiente Python, con l'utilizzo della libreria Keras [31] per le reti neurali. Per motivi di semplicità si è scelto di copiare l'ambiente di testing definito per il classificatore Random Forest mostrato in figura 5.1. Tale classe permette di gestire i diversi esperimenti, utilizzati per decidere quale composizione del *Multi Layer Perceptron* (abbr. MLP) in base ai risultati sperimentali. Il punto saliente del classificatore è formato dalla sua baseline, la quale contiene i livelli che effettivamente compongono la rete neurale.

5.2.1 Baseline

Come definito all'interno della sezione 3.2.2, la composizione del MLP è stata decisa dopo un confronto tra tre modelli differenti nella conformazione:

- un primo modello ridotto contenente un input a dimensione 15 (fissata inizialmente come dimensione dei domini codificati), un livello intermedio di dimensione dimezzata rispetto all'input ed un livello finale con un singolo neurone per ottenere classificazione binaria (listato 5.1).

1	-----		
2	Layer (type)	Output Shape	Param #
3	=====		
4	dense_1 (Dense)	(None , 15)	225
5	-----		
6	batch_normalization_1 (Batch	(None , 15)	60
7	-----		
8	dropout_1 (Dropout)	(None , 15)	0
9	-----		
10	activation_1 (Activation)	(None , 15)	0
11	-----		
12	dense_2 (Dense)	(None , 7)	105
13	-----		
14	batch_normalization_2 (Batch	(None , 7)	28
15	-----		
16	dropout_2 (Dropout)	(None , 7)	0

17	-----		
18	activation_2 (Activation)	(None, 7)	0
19	-----		
20	dense_3 (Dense)	(None, 1)	7
21	-----		
22	batch_normalization_3 (Batch Normalization)	(None, 1)	4
23	-----		
24	dropout_3 (Dropout)	(None, 1)	0
25	-----		
26	activation_3 (Activation)	(None, 1)	0
27	=====		
28	Total params: 429		
29	Trainable params: 383		
30	Non-trainable params: 46		
31	-----		

Listing 5.1: Baseline Ridotta

- un secondo modello ampliato contenente input equivalente al precedente, due livelli interni di dimensione 128 ed una uscita con singolo neurone. (listato 5.2).

1	-----		
2	Layer (type)	Output Shape	Param #
3	=====		
4	dense_1 (Dense)	(None, 15)	225
5	-----		
6	batch_normalization_1 (Batch Normalization)	(None, 15)	60
7	-----		
8	dropout_1 (Dropout)	(None, 15)	0
9	-----		
10	activation_1 (Activation)	(None, 15)	0
11	-----		
12	dense_2 (Dense)	(None, 128)	1920
13	-----		
14	batch_normalization_2 (Batch Normalization)	(None, 128)	512
15	-----		
16	dropout_2 (Dropout)	(None, 128)	0
17	-----		
18	activation_2 (Activation)	(None, 128)	0

19	-----		
20	dense_3 (Dense)	(None, 128)	16384
21	-----		
22	batch_normalization_3 (Batch Normalization)	(None, 128)	512
23	-----		
24	dropout_3 (Dropout)	(None, 128)	0
25	-----		
26	activation_3 (Activation)	(None, 128)	0
27	-----		
28	dense_4 (Dense)	(None, 1)	128
29	-----		
30	batch_normalization_4 (Batch Normalization)	(None, 1)	4
31	-----		
32	dropout_4 (Dropout)	(None, 1)	0
33	-----		
34	activation_4 (Activation)	(None, 1)	0
35	=====		
36	Total params: 19,745		
37	Trainable params: 19,201		
38	Non-trainable params: 544		
39	-----		

Listing 5.2: Baseline ampliata

- un modello intermedio, contenente ingresso equivalente al precedente, due livelli interni da 128 e 64 e uscita con singolo neurone. (listato 5.3).

1	-----		
2	Layer (type)	Output Shape	Param #
3	=====		
4	dense_1 (Dense)	(None, 15)	240
5	-----		
6	dropout_1 (Dropout)	(None, 15)	0
7	-----		
8	dense_2 (Dense)	(None, 128)	2048
9	-----		
10	dropout_2 (Dropout)	(None, 128)	0
11	-----		
12	dense_3 (Dense)	(None, 64)	8256

```
13 -----
14 dropout_3 (Dropout)          (None, 64)          0
15 -----
16 dense_4 (Dense)              (None, 1)           65
17 =====
18 Total params: 10,609
19 Trainable params: 10,609
20 Non-trainable params: 0
21 -----
```

Listing 5.3: Baseline intermedia.

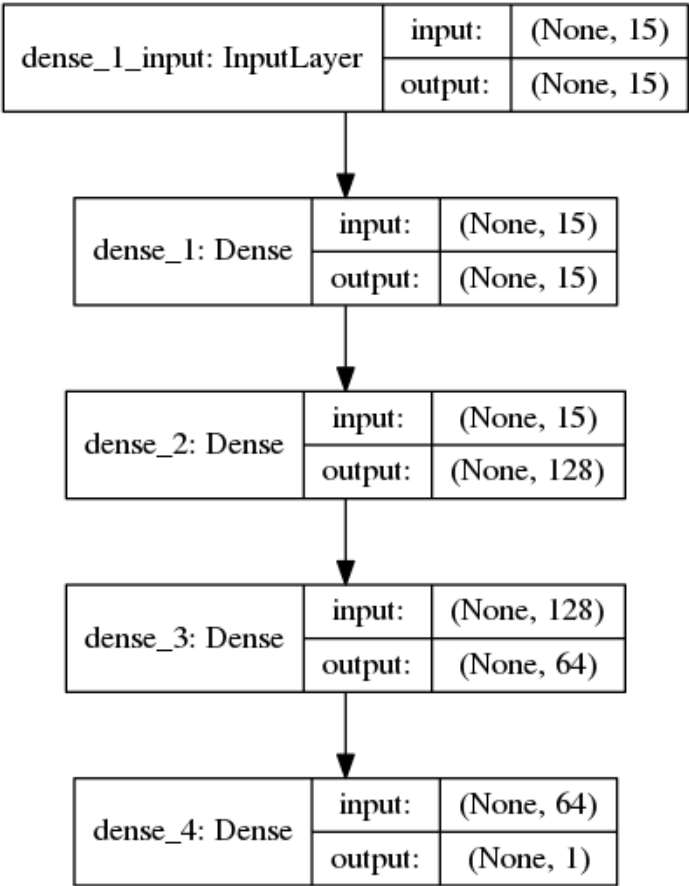


Figura 5.2: Grafico del modello intermedio. Escluso il layer di input iniziale, si notino gli *hidden layer* dense2 e dense3 di dimensioni rispettivamente 128 e 64.

Tutti i modelli contengono al loro interno oltre che i dense layer, dei layer aggiuntivi per ottimizzare la fase di training, in particolare i layer Dropout e Batch Normalization per contrastare il fenomeno dell’*overfitting*. Dopo una fase sperimentale si è deciso di optare

per il modello intermedio, in quanto ha espresso i risultati migliori a fronte di un ridotto consumo di risorse.

5.2.2 Dataset

Come definito all'interno della sezione 3.2.1 il dataset utilizzato per il classificatore neurale è differente dal caso precedente in quanto i domini vengono codificati in forma di vettori numerici, mappati rispetto ad un dizionario di caratteri ammissibili per i domini di rete (tabella 5.1).

Key	Value	Key	Value	Key	Value	Key	Value
1	a	11	k	21	u	31	4
2	b	12	l	22	v	32	5
3	c	13	m	23	w	33	6
4	d	14	n	24	x	34	7
5	e	15	o	25	y	35	8
6	f	16	p	26	z	36	9
7	g	17	q	27	0	37	-
8	h	18	r	28	1	38	.
9	i	19	s	29	2		
10	j	20	t	30	3		

Tabella 5.1: Dizionario di caratteri mappati.

Tale mapping permette al MLP di estrarre features a partire dai caratteri che compongono i domini.

5.2.3 Ottimizzatore

I modelli testati in questa sezione sono stati compilati utilizzando l'ottimizzatore *Adaptive Moment Estimation* (abbr. *adam*) [33]. Tale ottimizzatore fornisce generalmente le prestazioni migliori nel caso di classificazione binaria e pertanto si è optati per tale soluzione.

5.2.4 Fase di Training

Durante la fase di training si sono testati gli iperparametri principali che pilotano la performance del classificatore: in particolare i valori della dimensione del tensore di ingresso `batch_size` ed il numero di epoche `epochs` sul quale eseguire la fase di training.

Dopo una fase sperimentale i valori che hanno mostrato i risultati migliori in fase di valutazione sono stati:

- **`batch_size`** = 35
- **`epochs`** = 60

5.3 Autoencoder

L'implementazione dell'autoencoder descritto in sezione 4.1 è stata eseguita in ambiente Python con l'ausilio della libreria Keras per reti neurali.

5.3.1 Dataset

Il dataset utilizzato per il training dell'autoencoder è stato definito nella sezione 4.1.1. Tale dataset risulta essere un'ulteriore elaborazione della mappatura utilizzata all'interno del classificatore neurale precedentemente descritto: i domini codificati in vettori numerici sono stati ulteriormente codificati con la tecnica one-hot, in modo da ottenere, per ogni dominio, un tensore di valori binari contenente un vettore per ogni *step temporale* che compone il dominio. tale vettore, contenente la lettera i-esima del dizionario è formato da zeri tranne l'elemento alla posizione i-esima, impostato ad 1.

Questa ulteriore codifica ha permesso successivamente di poter trasformare l'autoencoder in una GAN, inviando l'output del decoder come input dell'encoder senza effettuare operazioni di campionamento, fonte di rottura del gradiente del modello.

La differenza principale con il dataset usato precedentemente per il classificatore neurale è la totale mancanza di domini DGA e l'uso esclusivo di domini forniti dal database di Alexa [2]. Il fine infatti è ottenere un sistema che possa riprodurre al meglio i domini reali.

5.3.2 Encoder

La struttura dell'Encoder, definita all'interno della sezione 4.2 è stata implementata con l'ausilio delle API funzionali fornite da Keras. In questo modo è stato possibile implementare un modello più complesso del precedente classificatore, in grado di eseguire l'operazione convoluzionale con due diverse conformazioni in contemporanea rispetto allo stesso tensore di ingresso. Di seguito sono mostrati gli iperparametri che definiscono il modello Encoder.

```
1 dropout_value = 0.5
2 cnn_filters = [20, 10]
3 cnn_kernels = [2, 3]
4 cnn_strides = [1, 1]
```



```
5 leaky_relu_alpha = 0.2
6 timesteps = 15
7 word_index = 38
8 latent_vector = 20
```

Listing 5.4: Iperparametri Encoder.

È possibile notare quali parametri definiscono le due reti convoluzionali:

- Convnet formata da 20 filtri, kernel di dimensione 2 e passo 1.
- Convnet formata da 10 filtri, kernel di dimensione 3 e passo 1.

La bontà di tali valori è stata confermata da [4] e per tanto utilizzati in maniera identica. I valori `timesteps`, `word_index`, `latent_vector` definiscono le dimensioni dei tensori di ingresso ed uscita, così come definiti dalle dimensioni del dataset. La dimensione di `latent_vector` è arbitraria: in questo caso si è optato per ridurre ulteriormente la dimensione del tensore di uscita dalle due reti convoluzionali per estrarre le features più caratterizzanti dalla fase di encoding.

I valori `dropout_value` e `leaky_relu_alpha` sono il risultato di una lunga fase di *tuning* degli iperparametri, particolarmente critici per il mantenimento dell'equilibrio della successiva GAN.

Per completezza di seguito è elencato il codice essenziale che compone l'encoder.

```
1
2 discr_inputs = Input(shape=(timesteps , word_index) ,
3                       name="Discriminator_Input")
4 for i in range(2):
5     conv = Conv1D(cnn_filters[i] ,
6                  cnn_kernels[i] ,
7                  padding='same' ,
8                  strides=cnn_strides[i] ,
9                  name='discr_conv%s' % i)(discr_inputs)
10    conv = BatchNormalization()(conv)
11    conv = LeakyReLU(alpha=leaky_relu_alpha)(conv)
12    conv = Dropout(dropout_value , name='discr_dropout%s' % i)(conv)
13    conv = AveragePooling1D()(conv)
```

```

14     enc_convs.append(conv)
15
16     discr = concatenate(enc_convs)
17     discr = LSTM(latent_vector)(discr)
18
19 E = Model(inputs=discr_inputs, outputs=discr, name='Encoder')

```

Listing 5.5: Struttura livelli Encoder.

5.3.3 Decoder

La composizione del decoder è pressochè identica a quella mostrata dall'encoder e ricalca il progetto mostrato in sezione 4.3. Di seguito sono elencati gli iperparametri che compongono il modello decoder. Si può notare come siano identici a quelli mostrati dall'encoder a differenza del `dropout_value`, il quale gioca un ruolo maggiore nel pilotare l'equilibrio tra i due modelli.

```

1 dropout_value = 0.4
2 cnn_filters = [20, 10]
3 cnn_kernels = [2, 3]
4 cnn_strides = [1, 1]
5 dec_convs = []
6 leaky_relu_alpha = 0.2
7 latent_vector = 20
8 timesteps = 15
9 word_index = 38

```

Listing 5.6: Iperparametri Decoder.

Per completezza si riporta l'implementazione del decoder:

```

1
2 dec_inputs = Input(shape=(latent_vector, ),
3                     name="Generator_Input")
4 decoded = RepeatVector(timesteps, name="gen_repeate_vec")(dec_inputs)
5 decoded = LSTM(word_index, return_sequences=True,
6                 name="gen_LSTM")(decoded)
7 decoded = Dropout(dropout_value)(decoded)
8 for i in range(2):

```

```

8  conv = Conv1D(cnn_filters[i],
9              cnn_kernels[i],
10             padding='same',
11             strides=cnn_strides[i],
12             name='gen_conv%s' % i)(decoded)
13  conv = LeakyReLU(alpha=leaky_relu_alpha)(conv)
14  conv = Dropout(dropout_value, name="gen_dropout%s" % i)(conv)
15  dec_convs.append(conv)
16
17  decoded = concatenate(dec_convs)
18  decoded = TimeDistributed(Dense(word_index, activation='softmax'),
19                             name='decoder_end')(decoded)
19
20  D = Model(inputs=dec_inputs, outputs=decoded, name='Decoder')

```

Listing 5.7: Struttura livelli Decoder.

5.3.4 Training

Durante la fase di training si è realizzato il modello generale che compone l'autoencoder, sottoforma di modello sequenziale Keras `keras.models.Sequential`. Tale modello è composto da due livelli: Encoder e Decoder. Il modello è compilato con l'uso dell'ottimizzatore *adam* e *Categorical Cross Entropy* come funzione di *loss*. Tale scelta è dovuta alla natura dell'autoencoder, al quale viene dato come target per il training lo stesso dataset da input al fine di mimare il più correttamente possibile l'input iniziale passando per una codifica a minore dimensione.

Layer (type)	Output Shape	Param #
=====		
Encoder (Model)	(None, 20)	6890
<hr/>		
Decoder (Model)	(None, 15, 38)	12836
=====		
Total params: 19,726		
Trainable params: 19,666		
Non-trainable params: 60		

10

Listing 5.8: Composizione di massima dell'autoencoder

I valori di `batch_size` ed `epochs` sono stati definiti tali dopo una breve fase sperimentale:

- **`batch_size`** = 128
- **`epochs`** = 200

Durante la fase di training l'indicatore principale di performance è il valore di *loss*, il quale al suo decrescere indica una migliore capacità di riproduzione dei domini.

5.4 Generative Adversarial Network

L'implementazione della Generative Adversarial Network (sezione 4.4, è stata evoluta a partire da quella eseguita per l'autoencoder.

5.4.1 Dataset

La composizione del dataset di domini è identica a quella fornita per l'autoencoder. Durante la fase di training si alternano mini-batch provenienti da tale dataset e mini-batch create sinteticamente dal generatore a partire da un vettore randomico di valori compresi tra $[-1.0, 1.0]$.

5.4.2 Discriminatore

Il modello del discriminatore è derivato dal modello definito dall'encoder: in coda all'encoder si è aggiunto un layer denso in grado di operare classificazione binaria, definito da:

```
1 Dense(1, activation='sigmoid', kernel_initializer='normal')
```

Questo layer aggiuntivo trasforma la funzione dell'encoder in un classificatore in grado di discriminare tra domini reali e domini generati sinteticamente.

5.4.3 Generatore

La struttura del generatore è identica alla struttura definita per il decoder. La differenza principale sta nel tipo di input dato in ingresso: Nel caso decoder l'input proviene dall'uscita dell'encoder, mentre nel caso generatore l'input è fornito in forma di vettore randomico creato con l'ausilio della libreria *numpy* [34] `np.random.normal` con valori compresi tra $[-1.0, 1.0]$.

5.4.4 Training

La fase di training comporta più fasi, che coinvolgono separatamente i sottosistemi della GAN.

In prima fase, come indicato da [4] si è scelto di eseguire un pre-training tramite l'autoencoder. Si è eseguita una fase di training efficace su tale sistema, copiando successivamente i pesi aggiornati all'interno della GAN, al fine di fornire una base di partenza stabile per entrambi i sottosistemi Encoder/Discriminatore e Decoder/Generatore.

Successivamente a tale pre-training il dataset viene caricato in memoria, i modelli di Discriminatore e Generatore sono compilati con i seguenti valori:

- **Discriminatore:** utilizza l'ottimizzatore RMSprop [35] con tali valori:

- learning rate = 0.01
- clipvalue = 1.0
- decay = 10^{-8}

- **Generatore:** utilizza l'ottimizzatore Adam con tali valori:

- learning rate = 0.0001
- beta_1 = 0.9
- beta_2 = 0.999
- $\epsilon = 10^{-8}$
- decay = 10^{-8}
- clipvalue = 1.0

Tali valori sono il frutto di una fase sperimentale molto lunga, durante la quale si è cercato di calibrare attentamente i valori di learning rate di entrambi gli ottimizzatori al fine di ottenere un equilibrio tra i due sottosistemi della GAN: ha infatti dimostrato una forte propensione a degenerare verso un sistema o l'altro, fornendo valori di loss estremi. Si è cercata infatti una impostazione tale che mantenesse valori di loss più o meno stabili durante la durata della fase di training.

Entrambi i sottosistemi sono stati compilati con l'uso di *binary crossentropy* come funzione di loss, in quanto l'output di entrambi è rappresentato dal layer denso, in uscita dal discriminatore.

Nella fase successiva il dataset è stato suddiviso secondo la dimensione impostata dal valore di `batch_size`, in modo da poter garantire una passata completa a tutto il dataset per ogni epoca di training. Per ogni epoca e per ogni minibatch del dataset si è proceduto con il seguente metodo:

- Si genera un vettore di valori randomici, di dimensione identica all'input accettato dal Generatore.
- A partire da tale vettore si sono generati domini sintetici.
- In maniera alternata, per ogni ciclo di mini-batch, si è fornito come training al discriminatore un mini-batch formato unicamente da domini reali provenienti dal dataset oppure un mini-batch di domini sintetici prodotti dal generatore. Entrambi gli input sono accompagnati da un vettore di target che indica al discriminatore la natura di tali domini (reali o sintetici).
- Si congelano i pesi del discriminatore. Tale procedura permette al generatore di procedere alla sua fase di training, utilizzando il discriminatore come mezzo per ottenere un indice di qualità dei domini generati sinteticamente.
- Si genera un nuovo vettore randomico.
- Si procede al training del generatore, utilizzando l'intera GAN come modello. In ingresso si forniscono il vettore randomico ed un vettore di target ingannevole, il quale indica che i valori in uscita forniti sono reali. Questo metodo fa sì che il generatore si spinga via via verso la creazione di domini via via più simili a quelli reali. L'output del generatore viene dato in ingresso al livello successivo, composto dal discriminatore che in questo caso non può aggiornare i propri pesi ma solo fornire una predizione sulla natura dei dati di ingresso.
- Si riattiva l'aggiornamento dei pesi per il discriminatore, per il prossimo ciclo di training.

Tale procedura è ripetuta per tutti i mini-batch e per il numero di epoche di training impostato.

Capitolo 6

Risultati

In questo capitolo si presentano i risultati della fase sperimentale effettuata su tutti i sistemi mostrati precedentemente: classificatore *random forest*, classificatore neurale, autoencoder e GAN. Le metriche di valutazione utilizzate sono enunciate all'interno della sezione 6.1. In sezione 6.2 vengono mostrati i risultati sperimentali ottenuti dal classificatore random forest, punto di partenza di questo studio. In sezione 6.3 vengono mostrati i risultati sperimentali ottenuti dal classificatore neurale, evoluzione del classificatore random forest, e le problematiche incontrate durante tale fase. In sezione 6.4 viene mostrata la fase sperimentale che ha coinvolto l'autoencoder, per durante la quale si sono ottenuti i pesi utilizzati successivamente come punto di partenza per la fase di training della Generative Adversarial Network. All'interno dell'ultima sezione (6.5) sono mostrati i risultati ottenuti dal training della GAN e la lunga fase di tuning richiesta da quest'ultima.

6.1 Metriche di valutazione

Le metriche di valutazione utilizzate per testare la qualità dei modelli sono state:

- **Precision:** il rapporto $\frac{t_p}{t_p + f_p}$ dove t_p è il numero di veri positivi e f_p il numero di falsi positivi. Intuitivamente è l'abilità del classificatore di non marcare come positivo un campione negativo.
- **Recall:** il rapporto $\frac{t_p}{t_p + f_n}$ dove f_n sono i falsi negativi. Intuitivamente è l'abilità del classificatore di trovare tutti i campioni positivi.
- **F-score:** è definito come la media armonica tra *precision* e *recall*:

$$F_1 = 2 \cdot \frac{1}{\frac{1}{\text{recall}} + \frac{1}{\text{precision}}} = 2 \cdot \frac{\text{precision} \cdot \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}}$$

- **Area sottesa da Receiver Operating Characteristic:** metodo grafico per la valutazione della qualità di un classificatore binario al variare della soglia di discriminazione. E' creata graficando la frazione dei veri positivi rispetto ai campioni positivi (tpr = True positive rate) contro la frazione dei falsi positivi rispetto ai campioni negativi (fpr = False positive rate). L'area sottesa dalla curva ROC equivale alla probabilità che il classificatore predica un campione positivo casuale rispetto ad un campione negativo casuale. Formalmente è definita da:

$$A = \int_{-\infty}^{\infty} \text{TPR}(T) (-\text{FPR}'(T)) dT = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} I(T' > T) f_1(T') f_0(T) dT' dT = P(X_1 > X_0)$$

dove X_1 è il punteggio per un'istanza positiva e X_0 è il punteggio per un'istanza negativa, mentre f_0 e f_1 sono densità di probabilità che un campione sia negativo (1) o positivo (0)

6.2 Classificatore Supervisionato

Il classificatore Random Forest è stato testato in diverse configurazioni. La configurazione che è stata presentata nella sezione 5.1 ha mostrato i migliori risultati in ogni test.

Il classificatore è stato testato dapprima con le seguenti famiglie di malware, contro un subset di dimensione simile di domini provenienti dalla classifica Alexa.

Il dataset così riunito è stato separato in due parti disuguali: il 90% è stato utilizzato come dataset di training mentre il restante 10% come testing in maniera da evitare il fenomeno di overfitting. I risultati della predizione sul dataset di testing sono mostrati in figura 6.1 e figura 6.2. A fianco dell'etichette *legit* e *DGA* è indicato il numero di campioni utilizzati per le due categorie. Come si può notare la performance del classificatore è molto positiva. Si ipotizza che tale risultato sia dovuto alla forte differenza linguistica tra domini reali e domini DGA, pertanto il classificatore soffre di un errore praticamente nullo.

In fase preliminare si è effettuato un confronto con altri due algoritmi di classificazione: SVC (C-Support Vector) e Gaussian Naive-Bayes. La loro performance non è stata altrettanto eccellente e pertanto si è deciso di accantonarli e proseguire con l'utilizzo di Random Forest. I report di classificazione sono mostrati in figura 6.3 e 6.4.

Malware Families

legit
cryptolocker
zeus
pushdo
rovnix
tinba
conficker
matsnu
ramdo

Tabella 6.1

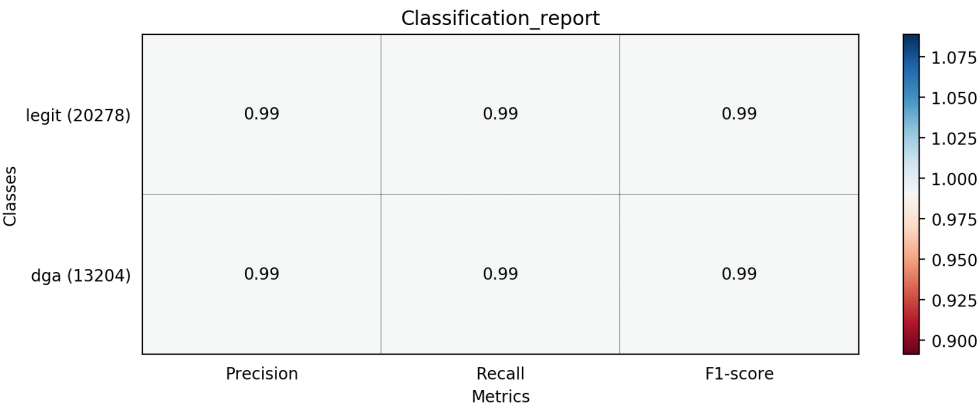


Figura 6.1: Classificatore Random Forest: Report di classificazione su un subset di domini reali (legit) e malevoli (DGA).

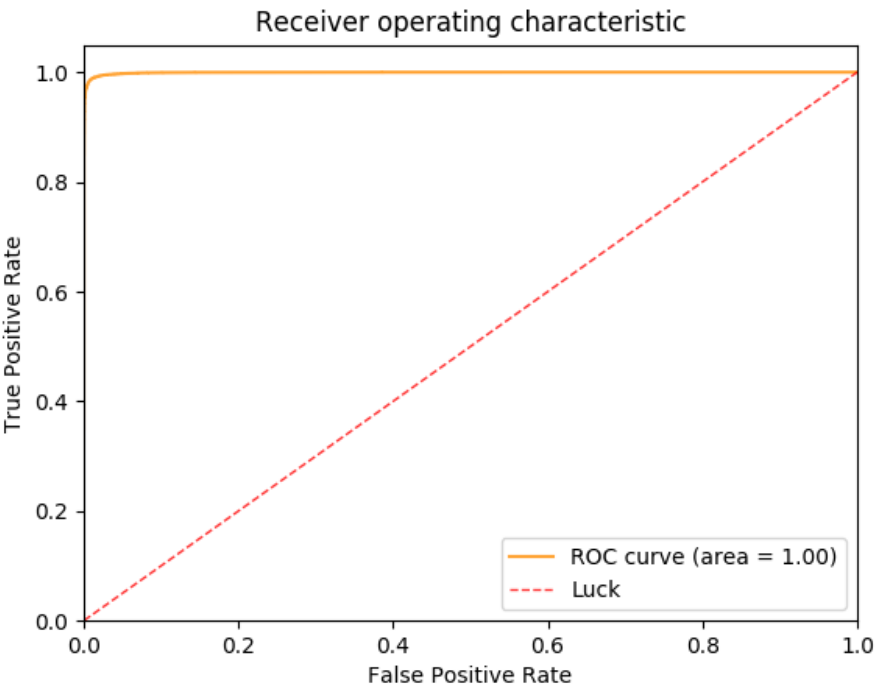


Figura 6.2: Classificatore Random Forest: Area sottesa dalla curva ROC per il test con domini di tabella 6.1.

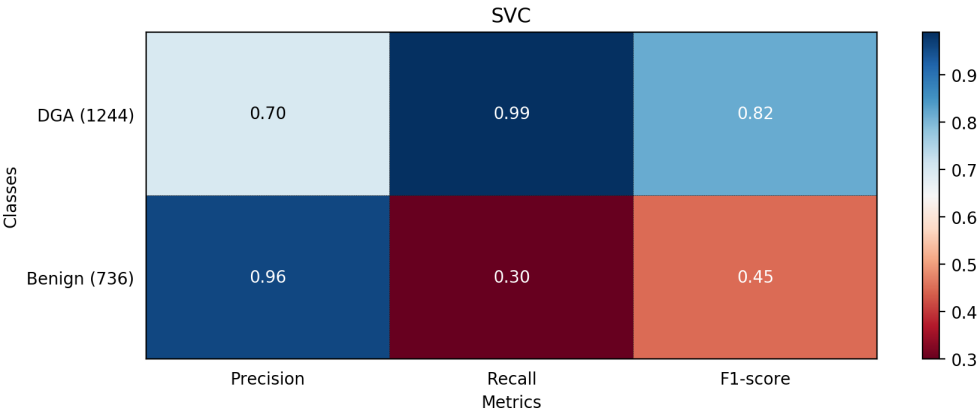


Figura 6.3: Report di classificazione per l’algoritmo SVC.

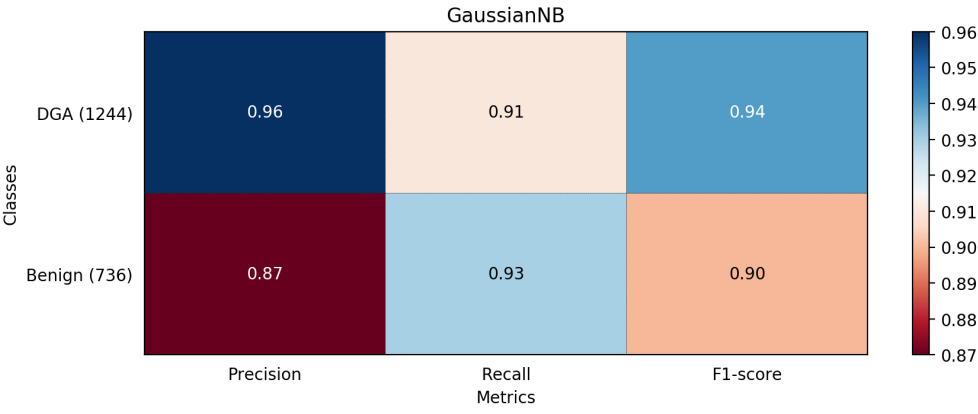


Figura 6.4: Report di classificazione per l’algoritmo Gaussian Naive-Bayes.

Il classificatore random forest è stato testato inserendo *suppobox* tra le famiglie DGA già presenti. Si è scelto tale malware come campione esterno in quanto presenta la maggiore differenza rispetto alle famiglie mostrate in tabella 6.1. I risultati si possono vedere in figura 6.5 e 6.6 e come si può notare la performance ne è fortemente influenzata, introducendo una grande percentuale di falsi nelle predizioni effettuate dal classificatore.

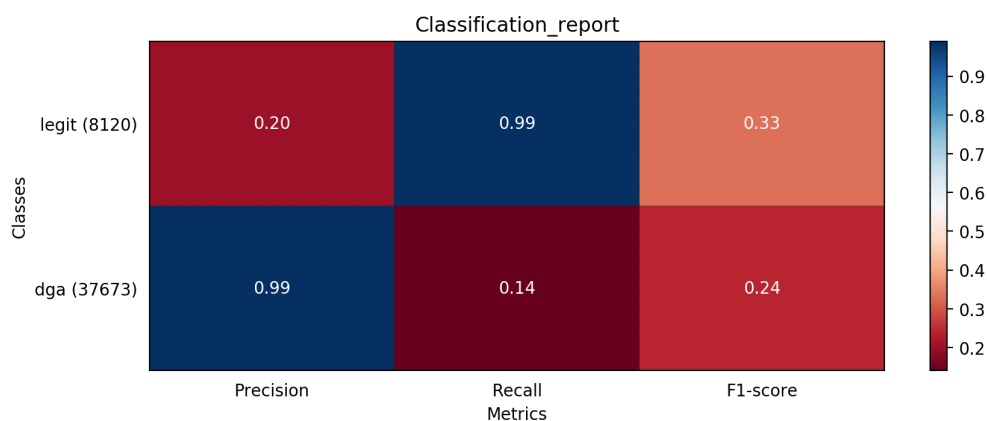


Figura 6.5: Classificatore Random Forest: Report di classificazione su un subset di domini reali (legit) e malware, comprendenti suppobox (DGA).

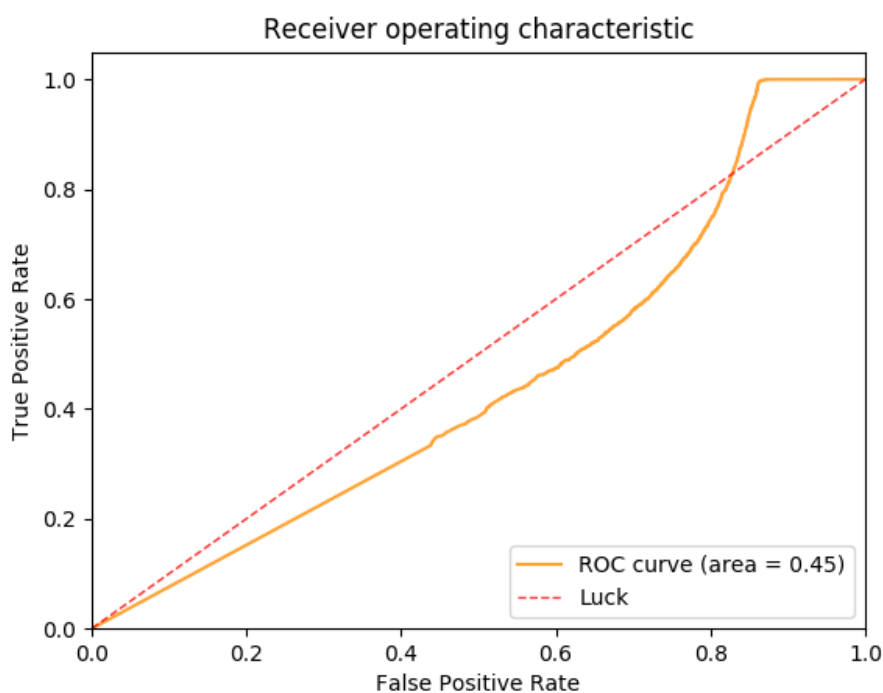


Figura 6.6: Classificatore Random Forest: Area sottesa dalla curva ROC per il test con suppobox.

Come ultimo test è stato eseguito il training aggiungendo al precedente dataset di training una parte di domini generati da suppbbox (Figura 6.7 e 6.8). Come si può notare la performance è migliorata sensibilmente, non raggiungendo comunque i risultati eccellenti del primo test.

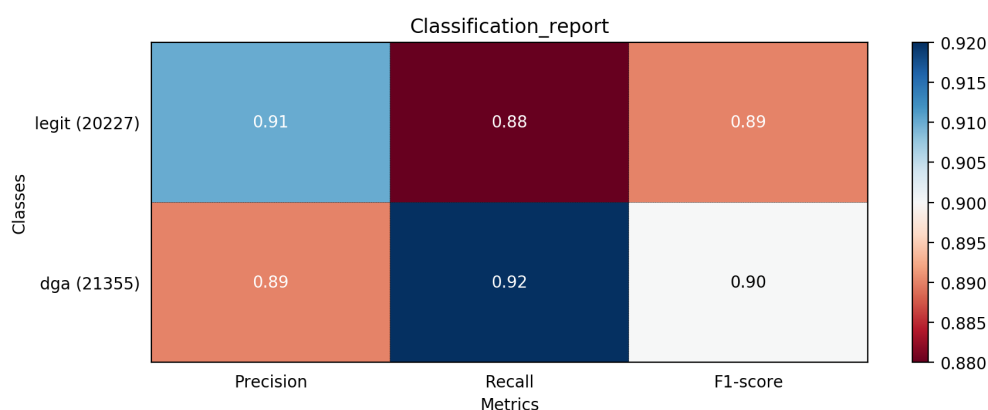


Figura 6.7: Classificatore Random Forest: Report di classificazione su un subset di domini reali (legit) e malware, comprendenti suppbbox (DGA).

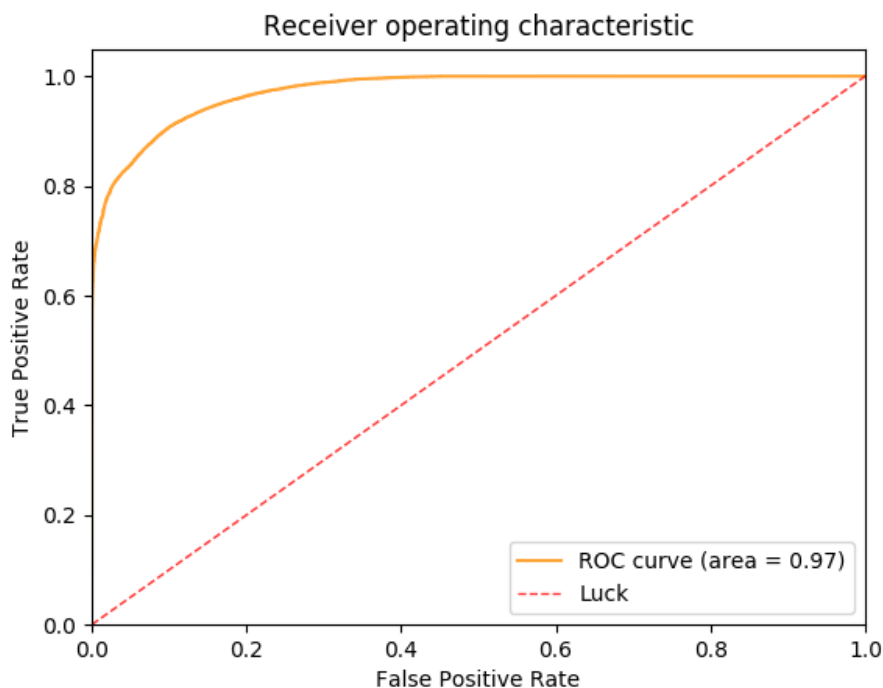


Figura 6.8: Classificatore Random Forest: Area sottesa dalla curva ROC per il test con domini reali e malware (comprendenti suppbbox).

6.3 Classificatore Neurale

Il classificatore neurale, nato per superare le mancanze del classificatore random forest, è stato testato nelle stesse condizioni utilizzate precedentemente: in particolare è stato utilizzato lo stesso dataset mostrato in sezione 6.2 e diviso ancora una volta in $\frac{9}{10}$ per la fase di training e $\frac{1}{10}$ per la fase di testing.

In prima fase si sono messe a confronto le tre architetture presentate in sezione 3.2.2. Tali architetture hanno dimostrato tre andamenti simili; tuttavia a fronte dei risultati mostrati e della minore richiesta di risorse, il modello intermedio è risultato vincente rispetto agli altri testati. (Figura 6.9)

Motivo di confronto è stata l'introduzione o meno di Batch Normalization [26]. Come si può vedere dai grafici mostrati in figura 6.10 vi è una differenza di prestazione dovuta alla normalizzazione dei mini-batch, pertanto si è scelto di mantenere tale funzione all'interno dei livelli nonostante l'aumento di costi prestazionali.

Particolarmente difficoltoso si è dimostrato il tuning degli iperparametri di numero epoche e dimensione mini-batch per ottenere valori ottimali. Dopo una serie di test sperimentali che hanno messo a confronto diversi valori, si sono rilevati i valori

- **numero epoche** = 60
- **dimensione minibatch** = 35

Tali valori hanno dimostrato di fornire la migliore performance durante la fase di training.

I test effettuati sul dataset hanno mostrato i risultati mostrati in figura 6.11 e 6.12. Come si può vedere dai grafici il comportamento del classificatore è pressoché identico a quello mostrato dal classificatore random forest (figure 6.7 e 6.8)

A partire da questo classificatore neurale stabile è stato possibile implementare un sistema di adversarial learning tramite la GAN derivante da un autoencoder.

parlarne
nella
fase
im-
ple-
men-
tativa

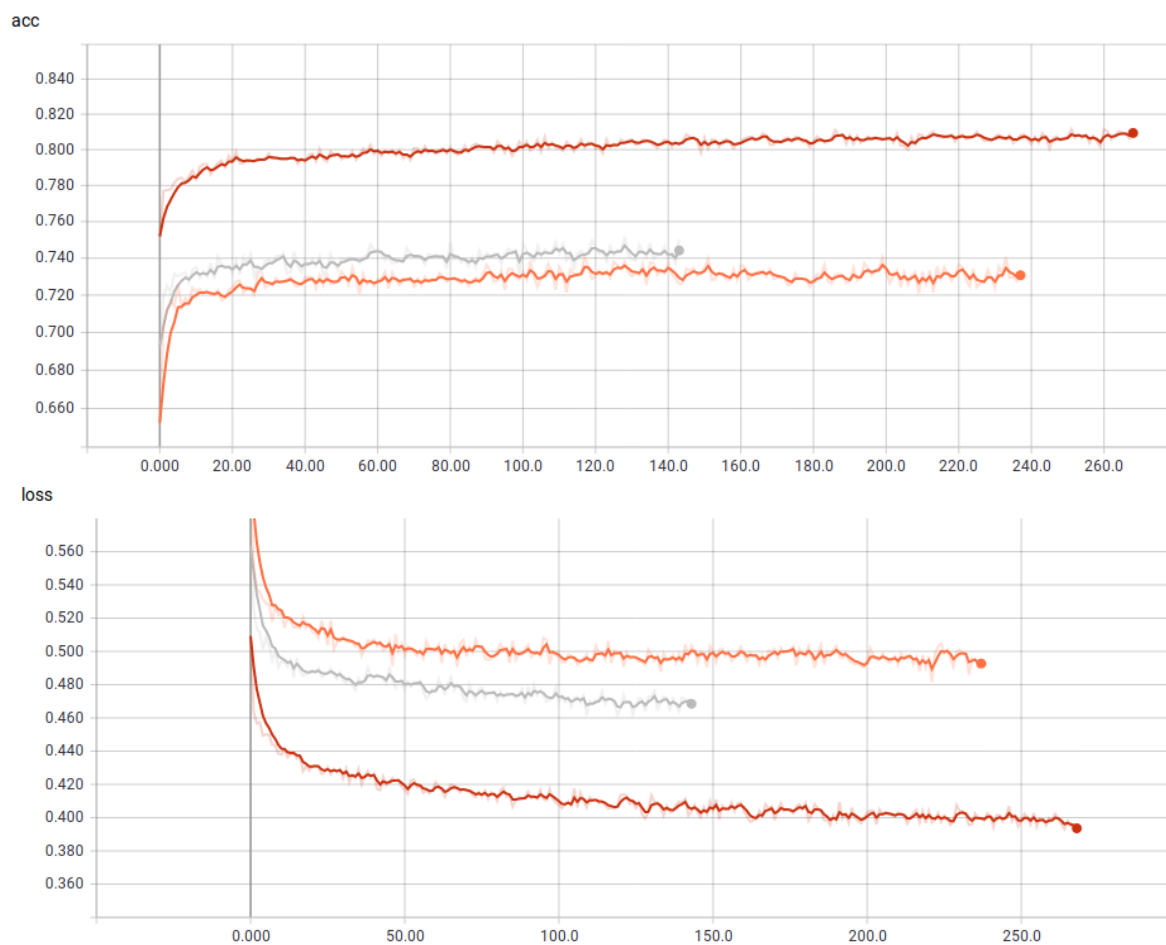


Figura 6.9: Classificatore Neurale: Grafici di Accuracy e Loss in funzione del tempo. confronto fra i tre modelli. La curva di colore grigio rappresenta il modello ingrandito, la curva di colore arancione rappresenta il modello ridotto mentre la curva di colore rosso rappresenta il modello intermedio; vincente tra i tre.

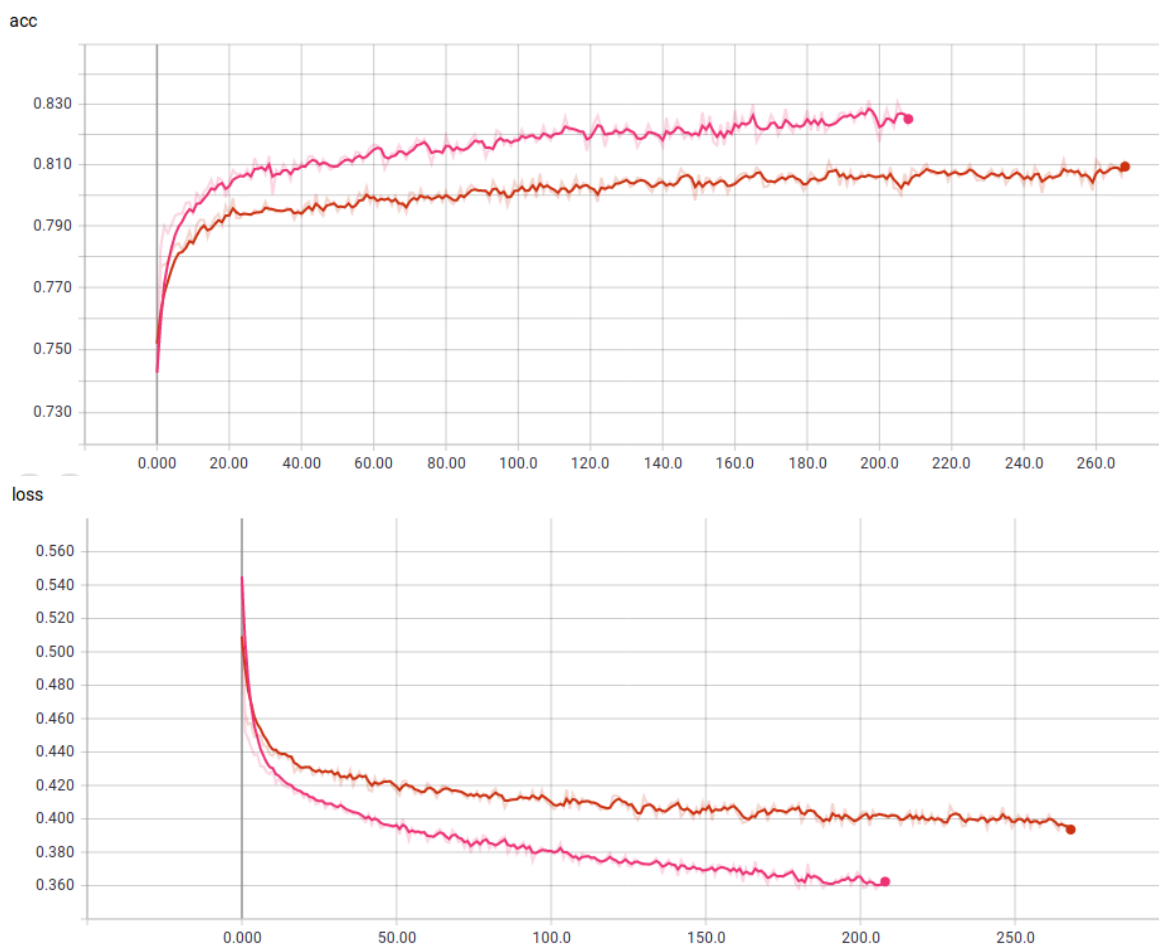


Figura 6.10: Classificatore Neurale: Grafici di Accuracy e Loss in funzione del tempo per il modello intermedio. La curva rossa identifica il modello senza l’ausilio di Batch Normalization mentre la curva fuchsia rappresenta lo stesso modello con l’inserimento di Batch Normalization per ogni livello densamente connesso che compone il Multilayer Perceptron.

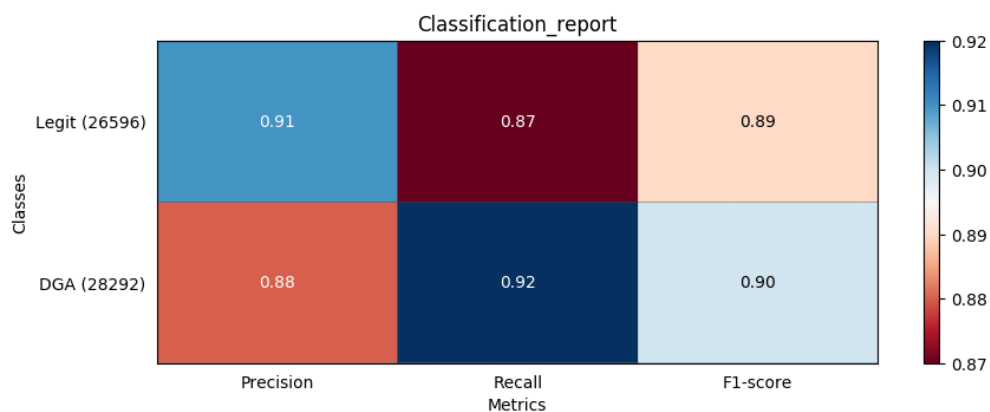


Figura 6.11: Classificatore Neurale: Report di classificazione su un subset di domini reali (legit) e malware, comprendenti suppobox (DGA).

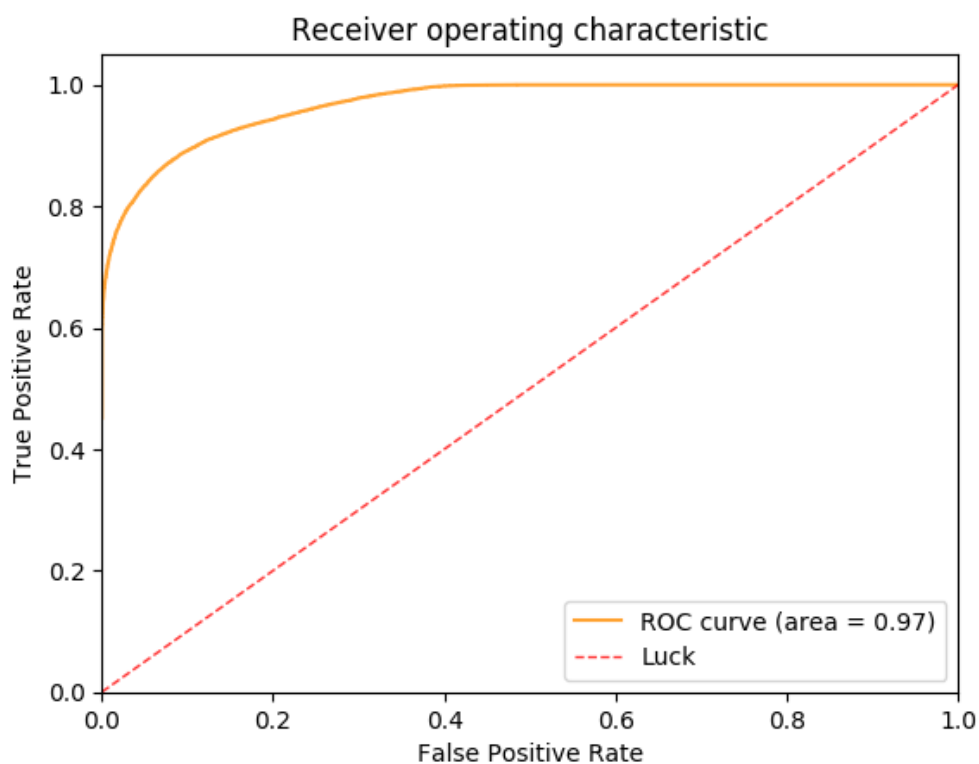


Figura 6.12: Classificatore Neurale: Area sottesa dalla curva ROC per il test con domini reali e malware (comprendenti suppobox).

6.4 Autoencoder

L'autoencoder come presentato in sezione 4.1 è stato testato con il dataset mostrato in sezione 5.3.1. In fase sperimentale si è proceduto alla quantificazione della configurazione ottimale dell'autoencoder. In particolare si sono messi a confronto i valori di dropout presenti all'interno di encoder e decoder ed i valori di learning rate dei rispettivi compilatori. I valori finali di tali compilatori sono indicati all'interno della sezione 5.3.2 e 5.3.3

In figura 6.13 e 6.14 è possibile notare i risultati della fase di training, per il quale si è trattenuto $\frac{1}{3}$ del training set come subset di validazione. Come è possibile notare l'ultima iterazione (colore verde) ha mostrato i risultati migliori e pertanto è stata utilizzata come base di partenza per il training della successiva GAN.

L'utilizzo dei pesi dell'autoencoder come punto di partenza per il training della GAN ha contribuito fortemente a ridurre la instabilità di tale sistema, permettendo ai due sottosistemi generatore e discriminatore di partire da predizioni più precise rispetto all'utilizzo di pesi inizializzati in maniera randomica come generalmente attuato.

In tabella 6.2 è possibile vedere un esempio di quali domini l'autoencoder produce dato un subset del dataset Alexa in input. Si può notare come siano vagamente simili ai domini reali per quanto riguarda la distribuzione dei caratteri e la lunghezza media dei domini, tuttavia non presenta ulteriori caratteristiche tali da influenzare negativamente i classificatori neurali.

ehyt5tcncn3o5nw	d9ongedeo	2kbth	oldohizlioczcu
reknclkbog	meoomer	snd-drcepn	dodttiune
kne3xersl6npyr5	zggy1lboxgi1psir	sievd0	ahoinin3
moeaamutlrhsn	ypsanilwrox	ono5ponlanafhic	etiso9oo
5t7-iitnvtrm5en	bt5ennsl1zjchp0	mmd0-5-ile	qi8gtuyte-ssg-n
r-zeotn0t-wuf	runvpfcfrmaser	su1aojp52	mlsrp8gf
bgargtas	anhgnxracokimoa	eraveok	ktb1r2vb
vviadammpielw	atngsam	lfeubune	ptsdrqtanflog
7-aolelcfiextl	de-poaz9yiii	ilnegban0	mcng5tsotnless
morehekb	nhntadt	uim-rca0ohxmsbi	rrhtsrceu

Tabella 6.2: Esempio di domini generati dall'autoencoder.

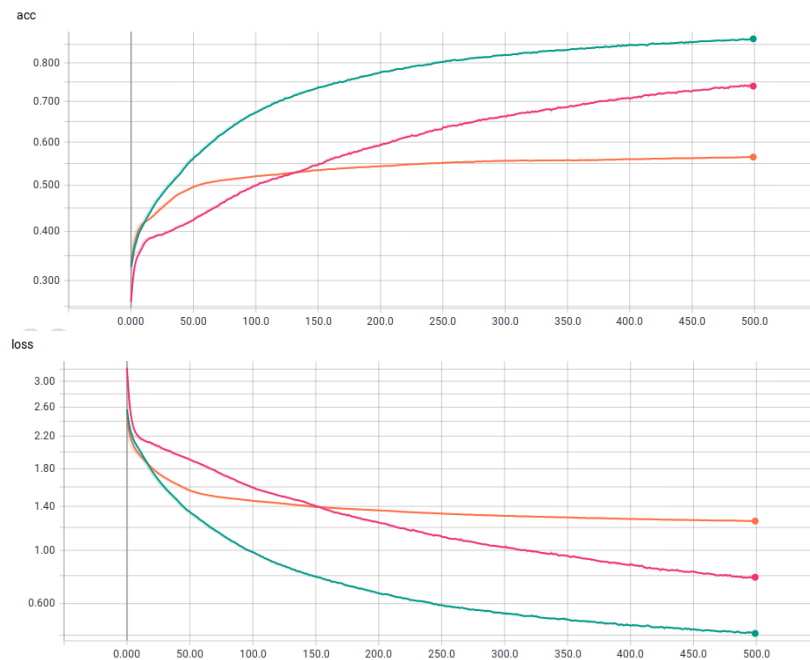


Figura 6.13: Grafici di Accuracy e Loss in funzione del tempo per la fase di training dell'autoencoder. La prima fase è rappresentata dalla curva arancione, la seconda dalla curva fuchsia mentre la terza fase è rappresentata dalla curva di colore verde. Si può notare come la terza iterazione raggiunga buoni valori di accuracy e loss; pertanto stato scelto come configurazione vincente per la GAN

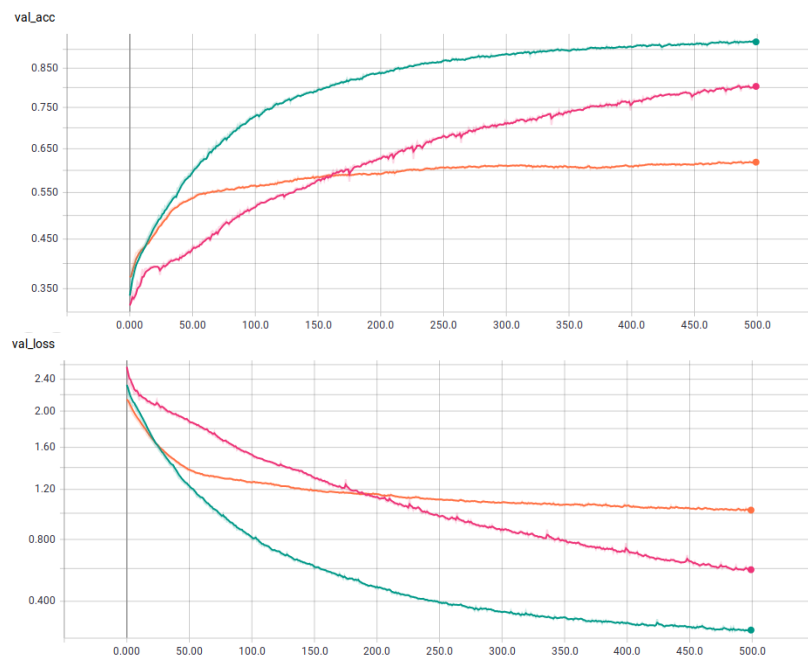


Figura 6.14: Grafici di Accuracy e Loss in funzione del tempo rispetto al subset di validazione per la fase di training dell'autoencoder. Si può notare come i valori raggiunti siano molto simili a quelli ottenuti sul dataset di training, indice di qualità del modello rispetto a valori mai visti.

6.5 Generative Adversarial Network

La Generative Adversarial Network descritta in sezione 4.4 e implementata come in sezione 5.4 ha richiesto una lunga fase sperimentale nella quale è stato necessario trovare la giusta combinazione di iperparametri per i quali i due sottosistemi generatore e discriminatore potessero rimanere in equilibrio durante la durata necessaria per completare la fase di training.

In particolare si sono incontrati due *failure modes*:

- Caso in cui il discriminatore prevale sul generatore, come mostrato in figura 6.15, si ottiene una curva di *loss* rasente lo zero, causando al generatore un incremento costante della propria curva di *loss*. Il significato di tale comportamento è l'impossibilità del generatore di generare domini sintetici sufficientemente realistici da poter mettere in crisi la predizione del discriminatore.
- Caso in cui il generatore degeneri, producendo "spazzatura", rendendo eccessivamente semplice la predizione del discriminatore. La degenerazione infatti avviene in forma di domini generati tutti uguali, contenente una singola lettera ripetuta per tutta la lunghezza di caratteri. Tale comportamento è dovuto alla mancata capacità del generatore di mimare realisticamente i domini realistici. Un esempio di tale comportamento è mostrato in figura 6.16

E' stato possibile ottenere la stabilità della GAN, grazie a numerose tecniche empiriche ottenute da [25] ed all'utilizzo del pre-training fornendo come inizializzazione i pesi ottenuti dalla fase di training dall'autoencoder. In figura 6.17 si può vedere l'andamento dei valori di *loss* di generatore e discriminatore nel caso di equilibrio tra le due reti neurali.

Grazie a tale training è stato possibile infine generare un dataset di domini sintetici provenienti dalla GAN, che mimassero in maniera più precisa i domini realistici. Come si può notare in tabella 6.3 non si tratta di una rappresentazione di parole realmente esistenti, tuttavia si può notare come siano presenti n-grammi realmente esistenti oltre che ad una lunghezza di sequenza simile a domini reali.

Come si può notare dal confronto mostrato in figura 6.18 la distribuzione dei caratteri generata dalla GAN è molto simile a quella presente all'interno del dataset Alexa, dimostrando

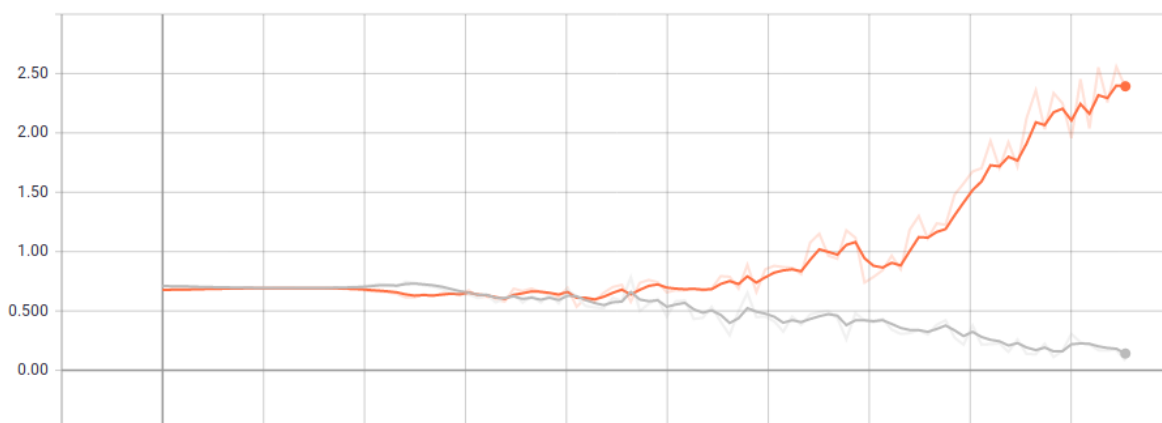


Figura 6.15: Caso di degenerazione 1. Grafico del valore di loss in funzione del tempo. Il discriminatore (curva di colore grigio) prevale sul generatore (curva arancione), il quale non riesce a migliorare il proprio valore di loss.

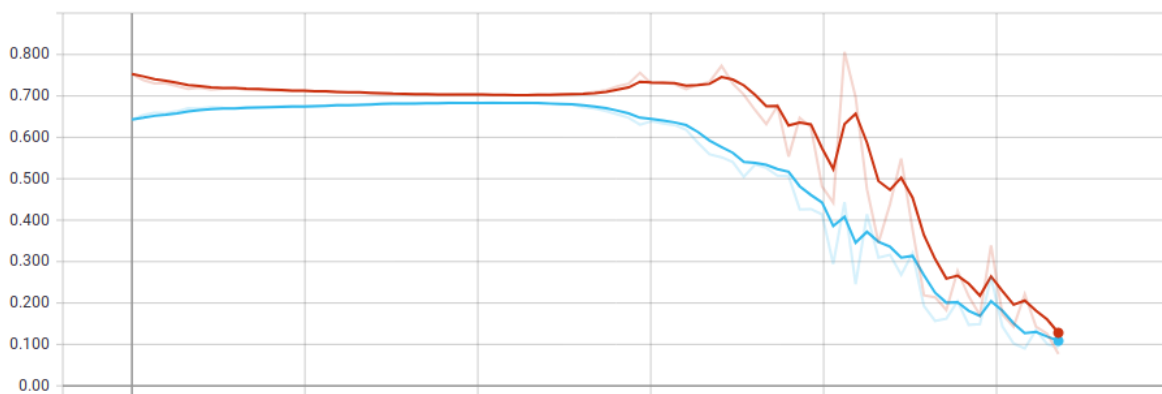


Figura 6.16: Caso di degenerazione 2. Grafico del valore di loss in funzione del tempo. Il generatore (curva di colore azzurro) non produce domini realistici, degenerando a dati inutilizzabili. Il discriminatore (curva di colore rosso) di conseguenza migliora la propria loss a causa della differenza sempre maggiore tra domini realistici e domini sintetici.

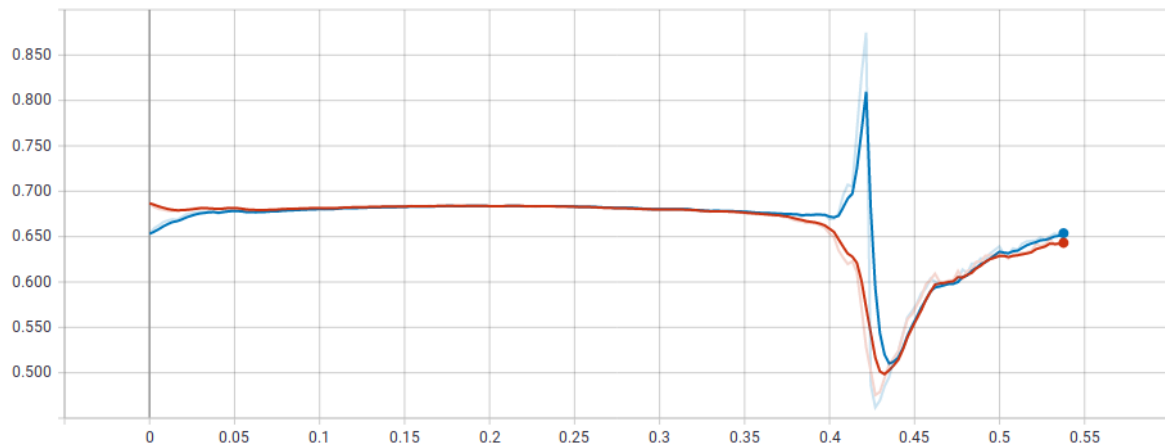


Figura 6.17: Grafico di loss in funzione del tempo per discriminatore (curva di colore rosso) e generatore (curva di colore azzurro). L'andamento rimane equilibrato fino al punto in cui il generatore non riesce a generare nuovi domini in grado di mettere in crisi il discriminatore.

edarareve	ssrarsone	horicicocr	avensdends
skonasesosarere	ascacca	sthonacorl	mwonwonerene
skaran-unar	monasheamc	raocjcacarcrarl	inihkkellgcrock
chicochophavock	itsusosose	vichitos	madocto
dichoros	stlega	ogagagasuss	ljarlers
isherevores	ivortewrp	plerundinwoshn	maahofononoris
nillersosersrsp	sdesedlsss	odocococcocke	msusongere
rldicde	nggeneneres	tuccronpcs	scsacccca
esrcrararuro	madesadk	mivorthitdhud	rrngajiagjonggk
aemjtup	cesasasrrrrrs	mtuvocar	ituutasisa

Tabella 6.3: Esempio di domini generati dalla GAN.

la natura dei domini sintetici rispetto a quelli reali. Il classificatore neurale presentato nelle sezioni precedenti è stato messo alla prova utilizzando un subset circa 10000 domini generati dalla GAN, etichettati come DGA, ed un subset di 10000 domini reali provenienti dal dataset Alexa. Come si può vedere da figura 6.19 il classificatore si trova in grave difficoltà nel distinguere i domini sintetici, raggiungendo un bassissimo valore di recall, l'abilità di riconoscere i campioni positivi forniti. Lo score medio del classificatore ne risulta molto basso rispetto a quello precedentemente mostrato in figura 6.11. In figura 6.20 è mostrata la curva ROC del classificatore neurale testato nelle medesime condizioni: la ridottissima area sottesa ($AUC = 0.39$) dimostra come il classificatore non sia in grado di distinguere in maniera efficiente i domini reali da quelli generati dalla GAN.

Tali risultati a confronto con quelli mostrati in sezione 6.2 e 6.3 dimostrano come i domini sintetici generati dalla GAN siano in grado di influenzare negativamente la performance di un classificatore DGA che in precedenza ha dimostrato buoni risultati.

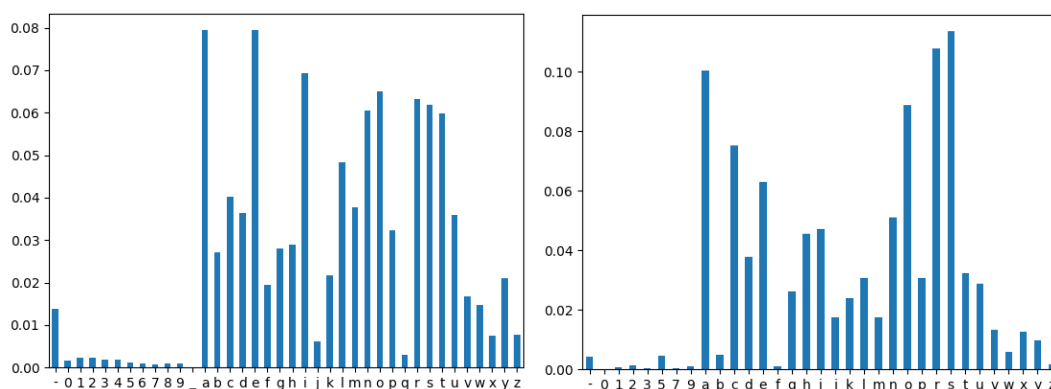


Figura 6.18: Confronto della distribuzione dei caratteri reali (grafico a sinistra) e generati algoritmicamente dalla GAN (grafico a destra)

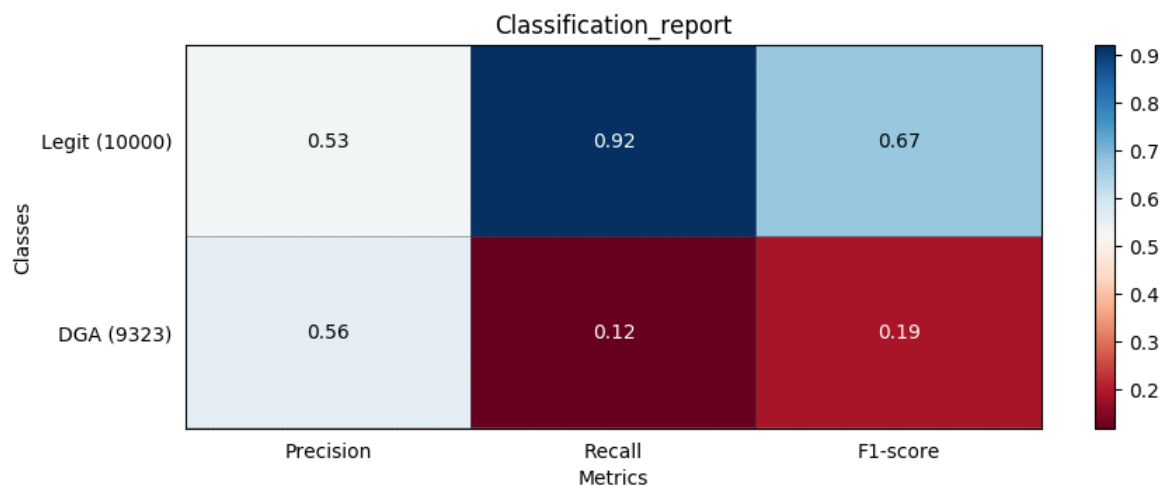


Figura 6.19: Classificatore Neurale testato su GAN: Report di classificazione su un subset di domini reali (legit) e generati da GAN (DGA).

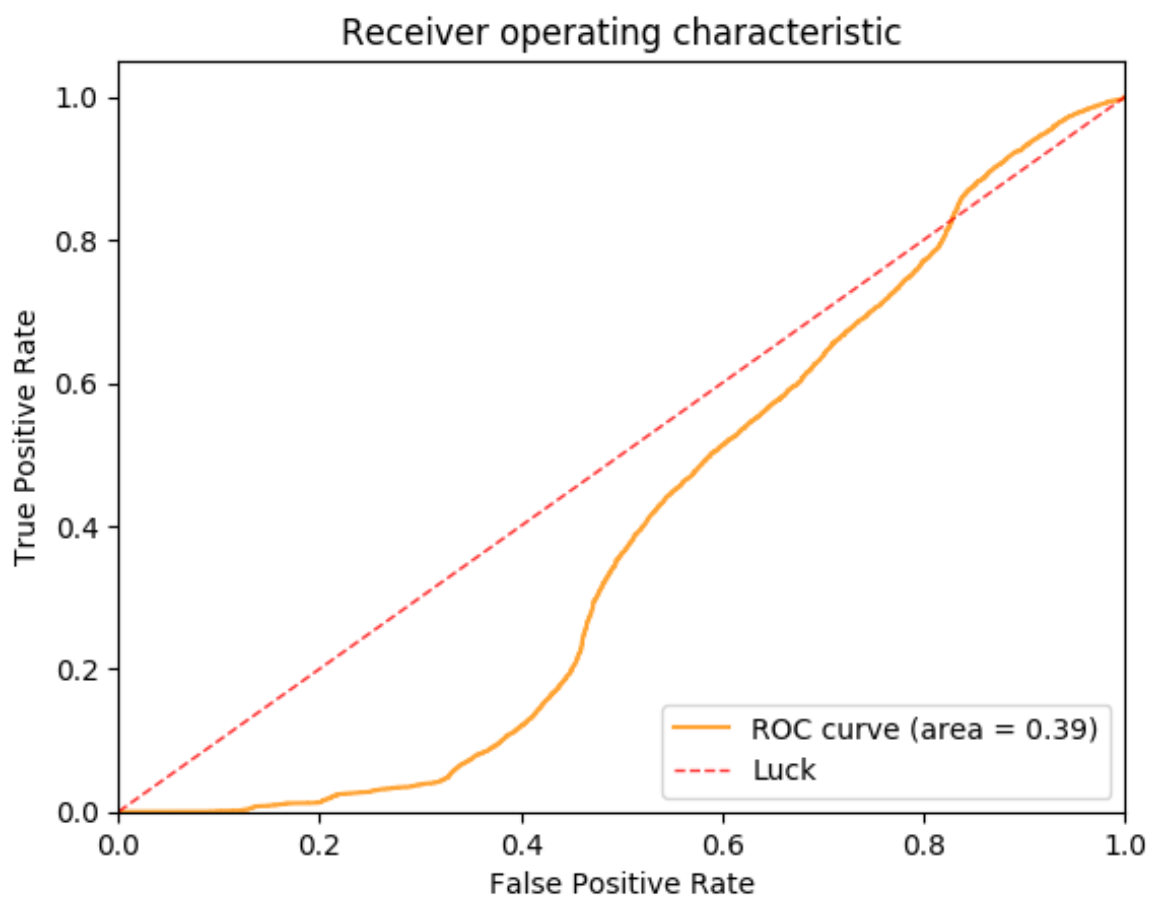


Figura 6.20: Classificatore Random Forest: Area sottesa dalla curva ROC per il test con domini reali e generati da GAN.

Capitolo 7

Conclusioni

Bibliografia

- [1] T. K. Ho, “Random decision forests,” in *Proceedings of 3rd International Conference on Document Analysis and Recognition*, vol. 1, pp. 278–282 vol.1, Aug 1995.
- [2] Amazon, “Alexa.” <https://www.alexa.com/>, visited in Sep. 2017.
- [3] A. Abakumov, “Dga.” <https://github.com/andrewaeva/DGA>, visited in Sep. 2017.
- [4] H. S. Anderson, J. Woodbridge, and B. Filar, “Deepdga: Adversarially-tuned domain generation and detection,” 2016.
- [5] M. Antonakakis, R. Perdisci, Y. Nadji, N. Vasiloglou, S. Abu-Nimeh, W. Lee, and D. Dagon, “From throw-away traffic to bots: Detecting the rise of dga-based malware,” in *Presented as part of the 21st USENIX Security Symposium (USENIX Security 12)*, (Bellevue, WA), pp. 491–506, USENIX, 2012.
- [6] S. Yadav, A. K. K. Reddy, A. N. Reddy, and S. Ranjan, “Detecting algorithmically generated malicious domain names,” in *Proceedings of the 10th ACM SIGCOMM Conference on Internet Measurement, IMC ’10*, (New York, NY, USA), pp. 48–61, ACM, 2010.
- [7] S. Yadav, A. K. K. Reddy, A. L. N. Reddy, and S. Ranjan, “Detecting algorithmically generated domain-flux attacks with dns traffic analysis,” *IEEE/ACM Trans. Netw.*, vol. 20, pp. 1663–1677, Oct. 2012.
- [8] S. Schiavoni, F. Maggi, L. Cavallaro, and S. Zanero, *Phoenix: DGA-Based Botnet Tracking and Intelligence*, pp. 192–211. Cham: Springer International Publishing, 2014.

- [9] J. Geffner, “End-to-end analysis of a domain generating algorithm malware family,” *Black Hat USA*, vol. 2013, 2013.
- [10] ICANN. <https://www.icann.org/>.
- [11] X. Glorot, A. Bordes, and Y. Bengio, “Deep sparse rectifier neural networks,” in *Proceedings of the Fourteenth International Conference on Artificial Intelligence and Statistics* (G. Gordon, D. Dunson, and M. Dudík, eds.), vol. 15 of *Proceedings of Machine Learning Research*, (Fort Lauderdale, FL, USA), pp. 315–323, PMLR, 11–13 Apr 2011.
- [12] “Neural networks.” https://ml4a.github.io/ml4a/neural_networks/.
- [13] Qef, “The logistic curve.” <https://commons.wikimedia.org/w/index.php?curid=4310325>.
- [14] C. Szegedy, W. Zaremba, I. Sutskever, J. Bruna, D. Erhan, I. Goodfellow, and R. Fergus, “Intriguing properties of neural networks,” 2013.
- [15] I. J. Goodfellow, J. Shlens, and C. Szegedy, “Explaining and harnessing adversarial examples,” 2014.
- [16] I. J. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza, B. Xu, D. Warde-Farley, S. Ozair, A. Courville, and Y. Bengio, “Generative adversarial networks,” 2014.
- [17] Y. Bengio, “Learning deep architectures for ai,” *Foundations and Trends® in Machine Learning*, vol. 2, no. 1, pp. 1–127, 2009.
- [18] C.-Y. Liou, J.-C. Huang, and W.-C. Yang, “Modeling word perception using the elman network,” *Neurocomput.*, vol. 71, pp. 3150–3157, Oct. 2008.
- [19] D. Harris and S. Harris, *Digital Design and Computer Architecture, Second Edition*, p. 129. Morgan Kaufmann, 2012.
- [20] Y. Kim, Y. Jernite, D. Sontag, and A. M. Rush, “Character-aware neural language models,” 2015.

- [21] D. Britz, “Understanding convolutional neural networks for nlp.”
<http://www.wildml.com/2015/11/understanding-convolutional-neural-networks-for-nlp/>, 2015.
- [22] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, “Long short-term memory,” vol. 9, pp. 1735–80, 12 1997.
- [23] C. Olah, “Understanding lstm networks.”
<http://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/>, 2015.
- [24] R. S. Sutton and A. G. Barto, *Reinforcement Learning: An Introduction (Adaptive Computation and Machine Learning)*. A Bradford Book, 1998.
- [25] T. Salimans, I. Goodfellow, W. Zaremba, V. Cheung, A. Radford, and X. Chen, “Improved techniques for training gans,” 2016.
- [26] S. Ioffe and C. Szegedy, “Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift,” 2015.
- [27] S. Chintala, E. Denton, M. Arjovsky, and M. Mathieu, “How to train a gan? tips and tricks to make gans work.” <https://github.com/soumith/ganhacks>.
- [28] N. Srivastava, G. Hinton, A. Krizhevsky, I. Sutskever, and R. Salakhutdinov, “Dropout: A simple way to prevent neural networks from overfitting,” *J. Mach. Learn. Res.*, vol. 15, pp. 1929–1958, Jan. 2014.
- [29] T. White, “Sampling generative networks,” 2016.
- [30] “Scikit-learn.” <http://scikit-learn.org/stable/>, first visited in Aug 2017.
- [31] “Keras.” <https://keras.io/>, first visited in Oct 2017.
- [32] “Tensorflow.” <https://tensorflow.org/>, first visited in Oct 2017.
- [33] D. P. Kingma and J. Ba, “Adam: A method for stochastic optimization,” *CoRR*, vol. abs/1412.6980, 2014.

-
- [34] S. van der Walt, S. C. Colbert, and G. Varoquaux, “The numpy array: A structure for efficient numerical computation,” *Computing in Science Engineering*, vol. 13, pp. 22–30, March 2011.
- [35] G. Hinton. <https://www.coursera.org/learn/neural-networks>, 2013.