# OCS-WAF: un Web Application Firewall basado en anomalías con clasificadores One-Class SVM

Nico Epp Ralf Funk



Universidad Nacional de Asunción Facultad Politécnica Ingeniería en Informática

Defensa Pública de Trabajo Final de Grado

San Lorenzo, Paraguay 20 de Noviembre 2017

#### Contenido Introducción

Motivación de la investigación Objetivos para la investigación

### Implementación de OCS-WAF

Arquitectura general Fase de entrenamiento

Fase de detección

#### Pruebas y resultados

Conjuntos de datos de prueba

Análisis de la eficacia de detección

Análisis del tiempo de respuesta de las aplicaciones

Compración con otros trabajos

#### Conclusiones

Resumen de la investigación

Logro de los objetivos

Trabajos futuros

**Publicaciones** 

Nico Epp y Ralf Funk
OCS-WAF

FP-UNA

#### Contenido Introducción

### Motivación de la investigación Objetivos para la investigación

#### Implementación de OCS-WAF

Arquitectura genera

Fase de entrenamiento

Fase de detección

#### Pruebas y resultados

Conjuntos de datos de prueba

Análisis de la eficacia de detecciór

Análisis del tiempo de respuesta de las aplicaciones

Compración con otros trabajos

#### Conclusiones

Resumen de la investigación

Logro de los objetivos

Trabajos futuros

Publicaciones

Nico Epp y Ralf Funk
OCS-WAF

Motivación de la investigación

## Aplicaciones web



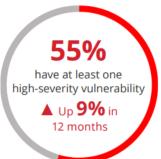






- Propiedades:
  - Ubicuidad
  - Acceso anónimo
  - Código escrito por no expertos
  - Vulnerabilidades presentes

## Vulnerabilidades en aplicaciones web<sup>1</sup>



 Severidad alta: Cross-Site Scripting (XSS), Inyección SQL. entre otros 84%
are susceptible to
at least one
medium-severity
vulnerability

Severidad media: CSRF,
 Denegación de servicio
 (DoS), entre otros

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup> Acunetix Web Application Vulnerability Report 2016 (Datos entre abril 2015 y marzo 2016)

#### Problema:

Las aplicaciones web contienen vulnerabilidades y están expuestas a un elevado riesgo de ataques.

#### Problema:

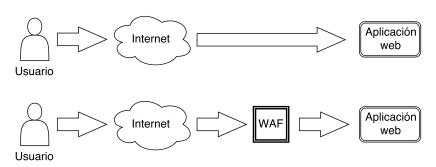
Las aplicaciones web contienen vulnerabilidades y están expuestas a un elevado riesgo de ataques.

### Nuestra investigación:

Mitigación del riesgo de ataques

# Nuestra investigación

- Web Application Firewall (WAF)
  - ► Finalidad: mitigar riesgo de ataques



Sistemas de Deteción de Intrusiones (IDS)

### Sistemas de Deteción de Intrusiones (IDS)

- Modo de respuesta:
  - Pasivo detección (IDS)
  - Activo prevención (IPS)

### Sistemas de Deteción de Intrusiones (IDS)

- Modo de respuesta:
  - Pasivo detección (IDS)
  - Activo prevención (IPS)
- Fuente de datos:
  - Host-based systems (HIDS)
  - Network-based systems (NIDS)
    - ▶ Mensajes HTTP → WAF

### Sistemas de Deteción de Intrusiones (IDS)

- Modo de respuesta:
  - Pasivo detección (IDS)
  - Activo prevención (IPS)
- Fuente de datos:
  - Host-based systems (HIDS)
  - Network-based systems (NIDS)
    - ▶ Mensajes HTTP → WAF
- Método de detección:
  - Por firmas de ataques
  - Por anomalías

### WAF con deteción de anomalías

- Dos fases:
  - Fase de entrenamiento: construcción de modelos que describen mensajes HTTP normales
  - Fase de detección: comparación de nuevos mensajes con modelos construidos

#### WAF con deteción de anomalías

- Dos fases:
  - Fase de entrenamiento: construcción de modelos que describen mensajes HTTP normales
  - Fase de detección: comparación de nuevos mensajes con modelos construidos
- Ventaja: detección de ataques nuevos sin re-entrenar
- Desventaja: dificultad de construir modelos útiles para la detección

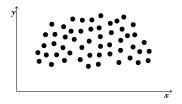
#### WAF con deteción de anomalías

- Dos fases:
  - Fase de entrenamiento: construcción de modelos que describen mensajes HTTP normales
  - Fase de detección: comparación de nuevos mensajes con modelos construidos
- Ventaja: detección de ataques nuevos sin re-entrenar
- Desventaja: dificultad de construir modelos útiles para la detección
- Estrategías de abordaje:
  - ► Métodos estadísticos (definición de threshold)
  - Problema de clasificación utilizando herramientas de Machine Learning

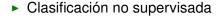
Problemas de clasificación y Machine Learning

### Problemas de clasificación y Machine Learning

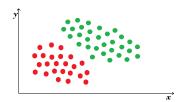
Clasificación no supervisada



### Problemas de clasificación y Machine Learning



Clasificación supervisada



Motivación de la investigación

### Problemas de clasificación y Machine Learning



- Clasificación no supervisada
- Clasificación supervisada
- Clasificación semi-supervisada
  - Caso especial: entrenamiento con muestras de una sola clase OCC: One-Class Classification
  - Una herramienta posible: One-Class SVM

# Objetivo general

Objetivos para la investigación

# Objetivo general

Detectar mensajes HTTP anómalos entre las aplicaciones web y sus usuarios con el fin de mitigar los riesgos de ataques contra dichas aplicaciones, utilizando un WAF basado en clasificadores One-Class SVM.

**OCS-WAF** 

Objetivos para la investigación

# Objetivos específicos

Objetivos para la investigación

# Objetivos específicos

 Diseñar procesos de extracción de características (features) específicamente para mensajes HTTP, basado en aportes de otros investigadores de la literatura.

## Objetivos específicos

- Diseñar procesos de extracción de características (features) específicamente para mensajes HTTP, basado en aportes de otros investigadores de la literatura.
- Implementar un WAF basado en anomalías, utilizando los procesos de extracción de features diseñados junto con clasificadores One-Class SVM.

Objetivos para la investigación

# Objetivos específicos

- Diseñar procesos de extracción de características (features) específicamente para mensajes HTTP, basado en aportes de otros investigadores de la literatura.
- Implementar un WAF basado en anomalías, utilizando los procesos de extracción de features diseñados junto con clasificadores One-Class SVM.
- Evaluar la eficacia del WAF implementado en cuanto a la detección de mensajes HTTP anómalos.

# Objetivos específicos

- Diseñar procesos de extracción de características (features) específicamente para mensajes HTTP, basado en aportes de otros investigadores de la literatura.
- 2. Implementar un WAF basado en anomalías, utilizando los procesos de extracción de features diseñados junto con clasificadores One-Class SVM.
- 3. Evaluar la eficacia del WAF implementado en cuanto a la detección de mensajes HTTP anómalos.
- 4. Analizar la viabilidad de utilizar el WAF implementado para detección de ataques en tiempo real.

## Contenido

Introduccion

Motivación de la investigación Objetivos para la investigación

#### Implementación de OCS-WAF

Arquitectura general

Fase de entrenamiento

Fase de detección

Pruebas y resultados

Conjuntos de datos de prueba

Análisis de la eficacia de detección

Análisis del tiempo de respuesta de las aplicaciones

Compración con otros trabajos

#### Conclusiones

Resumen de la investigación

Logro de los objetivos

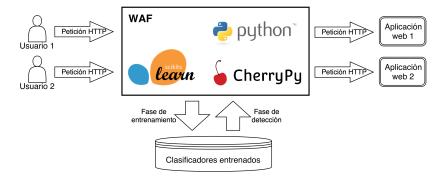
Trabajos futuros

Publicaciones

Nico Epp y Ralf Funk FP-UNA

OCS-WAF

### Detector de anomalías OCS-WAF

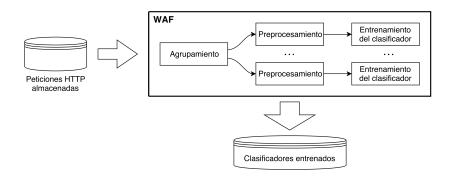




https://github.com/nico-ralf-ii-fpuna/tfg

Nico Epp y Ralf Funk
OCS-WAF

### Fase de entrenamiento de OCS-WAF



### Estructura de peticiones HTTP

```
Método HTTP
                   URL
                                                 query string
GET http://localhost:8080/ver.jsp?email=juan%40gmail.com&full=y HTTP/1.1
Accept-Charset: utf-8, utf-8;q=0.5
Accept-Language: en
                                       p_1
                                                   V۱
Método HTTP
                             URL
POST http://localhost:8080/tiendal/publico/pagar.jsp HTTP/1.1
Accept-Charset: utf-8, utf-8;q=0.5
                                                   cabeceras
Accept-Language: en
cantidad=5&precio=330
                                                   cuerpo
   p_1
```

## 1. Paso de agrupamiento

## 1. Paso de agrupamiento

Agrupación por método HTTP y URL



Similitud entre peticiones de un mismo grupo G<sub>i</sub>

$$\forall i = 1, 2, ..., |G|$$

 Descripciones más precisas del comportamiento normal dentro de cada grupo G<sub>i</sub>

18

## 2. Paso de preprocesamiento

## 2. Paso de preprocesamiento

- Represetación de características de las peticiones mediante vectores numéricos de features
  - ▶ Petición HTTP  $\rightarrow$   $\vec{f} \in \mathbb{R}^n$
  - dimensiones distintas para cada grupo G<sub>i</sub>

## 2. Paso de preprocesamiento

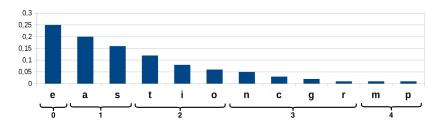
- Represetación de características de las peticiones mediante vectores numéricos de features
  - ▶ Petición HTTP  $\rightarrow$   $\vec{f} \in \mathbb{R}^n$
  - dimensiones distintas para cada grupo G<sub>i</sub>
- Características analizadas por OCS-WAF:
  - Distribución de caracteres
  - Entropía
  - Cantidad de caracteres

# 2. Paso de preprocesamiento

- Distribución de caracteres
  - Aporte de Kruegel y Vigna<sup>2</sup>
  - Distribución de frecuencias relativas de caracteres
  - Suma de frecuencias relativas en cinco intervalos

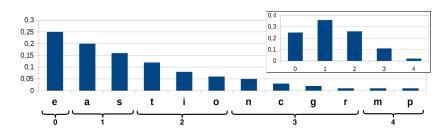
<sup>&</sup>lt;sup>2</sup>Kruegel and Vigna (2003) Anomaly detection of web-based attacks.

- Distribución de caracteres
  - Aporte de Kruegel y Vigna<sup>2</sup>
  - Distribución de frecuencias relativas de caracteres
  - Suma de frecuencias relativas en cinco intervalos



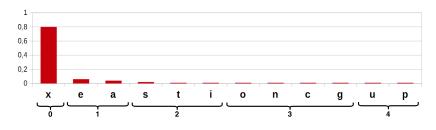
<sup>&</sup>lt;sup>2</sup>Kruegel and Vigna (2003) Anomaly detection of web-based attacks.

- Distribución de caracteres
  - Aporte de Kruegel y Vigna<sup>2</sup>
  - Distribución de frecuencias relativas de caracteres
  - Suma de frecuencias relativas en cinco intervalos



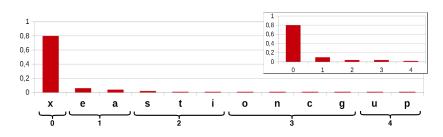
<sup>&</sup>lt;sup>2</sup>Kruegel and Vigna (2003) Anomaly detection of web-based attacks.

- Distribución de caracteres
  - Aporte de Kruegel y Vigna<sup>2</sup>
  - Distribución de frecuencias relativas de caracteres
  - Suma de frecuencias relativas en cinco intervalos



<sup>&</sup>lt;sup>2</sup>Kruegel and Vigna (2003) Anomaly detection of web-based attacks.

- Distribución de caracteres
  - Aporte de Kruegel y Vigna<sup>2</sup>
  - Distribución de frecuencias relativas de caracteres
  - Suma de frecuencias relativas en cinco intervalos



<sup>&</sup>lt;sup>2</sup>Kruegel and Vigna (2003) Anomaly detection of web-based attacks.

- Entropía (Teoría de la información)
  - Relación entre longitud del valor y cantidad de caracteres distintos
  - Aporte de Nguyen et. al.<sup>3</sup>
  - Fórmula propuesta por Claude Shannon<sup>4</sup>

$$H(x) = -\sum_{i=1}^{|c|} \left( \frac{c_i}{|x|} \times \log_2 \frac{c_i}{|x|} \right)$$

### Ejemplo

$$x = aabbc$$

$$\begin{aligned} |x| &= 5\\ |c| &= 3 \end{aligned}$$

$$c_1 = 2 \rightarrow a$$

$$c_1 = 2 \rightarrow b$$

$$c_3 = 1 \rightarrow 0$$

<sup>&</sup>lt;sup>3</sup>Nguyen et. al. (2011) Application of the generic feature selection measure in detection of web attacks.

<sup>&</sup>lt;sup>4</sup>Shannon (1948) A Mathematical Theory of Communication.

- Entropía (Teoría de la información)
  - Relación entre longitud del valor y cantidad de caracteres distintos
  - Aporte de Nguyen et. al.<sup>3</sup>
  - Fórmula propuesta por Claude Shannon<sup>4</sup>

#### Ejemplo: petición normal

Ejemplo: petición con buffer overflow

$$H(x) = 5,092$$

$$H(x) = 0.901$$

<sup>&</sup>lt;sup>3</sup>Nguyen et. al. (2011) Application of the generic feature selection measure in detection of web attacks.

<sup>&</sup>lt;sup>4</sup>Shannon (1948) A Mathematical Theory of Communication.

- Cantidad de caracteres
  - Aporte de Kruegel y Vigna<sup>5</sup>, y Nguyen et. al.<sup>6</sup>
  - Conjuntos de caracteres
    - 1. Todos
    - Dígitos
    - Letras
    - 4. Otros caracteres

<sup>&</sup>lt;sup>5</sup>Kruegel and Vigna (2003) *Anomaly detection of web-based attacks*.

<sup>&</sup>lt;sup>6</sup>Nguyen et. al. (2011) Application of the generic feature selection measure in detection of web attacks.

- Cantidad de caracteres
  - Aporte de Kruegel y Vigna<sup>5</sup>, y Nguyen et. al.<sup>6</sup>
  - Conjuntos de caracteres
    - Todos
    - 2. Dígitos
    - Letras
    - Otros caracteres

#### Ejemplo: petición normal Ejemplo: petición con code injection

Todos	=	100	Todos	=	132
Dígitos	=	9	Dígitos	=	21
Letras	=	74	Letras	=	78
Otros	=	17	Otros	=	33

<sup>&</sup>lt;sup>5</sup>Kruegel and Vigna (2003) Anomaly detection of web-based attacks.

<sup>&</sup>lt;sup>6</sup>Nguyen et. al. (2011) Application of the generic feature selection measure in detection of web attacks.

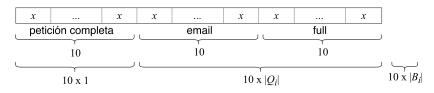
#### 10 features extraídos

Features	Tipo de dato	Rango de valores
Dist. de caract intervalo 0	núm. reales	[0, 1]
Dist. de caract intervalo 1	núm. reales	[0, 1]
Dist. de caract intervalo 2	núm. reales	[0, 1]
Dist. de caract intervalo 3	núm. reales	[0, 1]
Dist. de caract intervalo 4	núm. reales	[0, 1]
Entropía	núm. reales	$[0,\infty)$
Longitud o cantidad total	núm. enteros	$[0,\infty)$
Cantidad de dígitos	núm. enteros	$[0,\infty)$
Cantidad de letras	núm. enteros	$[0,\infty)$
Cantidad de otros caracteres	núm. enteros	$[0,\infty)$

- Análisis de valores de parámetros
  - Obtención de parámetros presentes en peticiones de Gi
    - $ightharpoonup Q_i = ["email", "full"]$
    - $\triangleright B_i = []$
  - Extracción de features de cada valor de los parámetros

```
GET http://localhost:8080/ver.jsp?email=juan%40gmail.com&full=y HTTP/1.1
GET http://localhost:8080/ver.jsp?email=pedro%40gmail.com HTTP/1.1
GET http://localhost:8080/ver.jsp?email=jose%40gmail.com HTTP/1.1
```

- Composición del vector de features
  - Dimensiones según los parámetros en cada grupo G<sub>i</sub>
  - $n_i = 10 \times (1 + |Q_i| + |B_i|)$



```
GET http://localhost:8080/ver.jsp?email=juan%40gmail.com&full=y HTTP/1.1
GET http://localhost:8080/ver.jsp?email=pedro%40gmail.com HTTP/1.1
GET http://localhost:8080/ver.jsp?email=jose%40gmail.com HTTP/1.1
```

- Composición de la matriz de vectores de features
  - ▶ Filas: vectores de peticiones del grupo *G*<sub>i</sub>
  - Columnas: features del grupo G<sub>i</sub>

$$M_i = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,n_i} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,n_i} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{|G_i|,1} & x_{|G_i|,2} & \cdots & x_{|G_i|,n_i} \end{bmatrix}$$

- Escalamiento de features (normalización)
  - Problema:
    - Distintas importancias de features debido a rangos diferentes

<sup>&</sup>lt;sup>7</sup>Rieck (2009) Machine Learning for Application-Layer Intrusion Detection

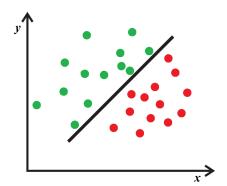
- Escalamiento de features (normalización)
  - Problema:
    - Distintas importancias de features debido a rangos diferentes
  - Finalidad del escalamiento estándar<sup>7</sup>:
    - Promedio cercano a 0 y una varianza cercana a 1 en cada feature (cada columna de M<sub>i</sub>)

$$x_{
m nuevo} = rac{x_{
m actual} - \mu_{
m de\ la\ columna}}{\sigma_{
m de\ la\ columna}}$$

<sup>&</sup>lt;sup>7</sup>Rieck (2009) Machine Learning for Application-Layer Intrusion Detection

## Support Vector Machine (SVM)

- Clasificadores binarios de aprendizaje supervisado
- Separación de clases mediante un hiperplano

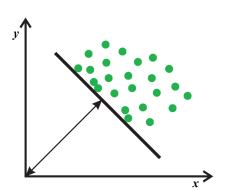


### Support Vector Machine (SVM)

- Clasificadores binarios de aprendizaje supervisado
- Separación de clases mediante un hiperplano

#### One-Class SVM

- Versión modificada para problemas OCC
- Separación de única clase del origen

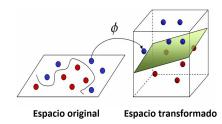


### Support Vector Machine (SVM)

- Clasificadores binarios de aprendizaje supervisado
- Separación de clases mediante un hiperplano

#### One-Class SVM

- Versión modificada para problemas OCC
- Separación de única clase del origen
- Transformación a otros espacios
  - Radial Basis Function (RBF) kernel

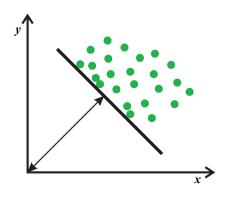


28

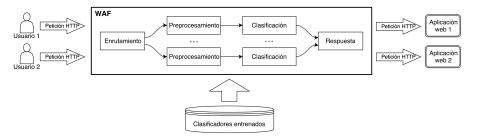
## 3. Paso de entrenamiento de clasificadores

## 3. Paso de entrenamiento de clasificadores

- Un One-Class SVM por cada grupo G<sub>i</sub>
- Entrenamiento con los vectores de features construidos
  - Matrices M<sub>i</sub>
- Gran cantidad de features
- Almacenamiento persistente de clasificadores entrenados



## Fase de detección



30

## 1. Paso de enrutamiento

#### 1. Paso de enrutamiento

▶ Identificación del grupo G<sub>i</sub> de las nuevas peticiones según su método HTTP y URL



 Delegación al proceso de extracción de features del grupo y al clasificador correspondiente

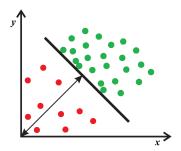
- Construcción de vectores de features para nuevas peticiones
- Parámetro de Q<sub>i</sub> o B<sub>i</sub> que no aparece en una nueva petición
  - Componentes correspondientes llevan 0
- Nuevos parámetros que no están en Q<sub>i</sub> o B<sub>i</sub>
  - No agregan nuevos features al vector
  - Están contenidos en la petición completa
- Vectores nuevos con misma dimensión n<sub>i</sub> del grupo

32

## 3. Paso de clasificación

### 3. Paso de clasificación

- ▶ Uso del hiperplano obtenido para el grupo G<sub>i</sub>
- Análisis de la posición de nuevas peticiones:
  - Lado opuesto al origen:
    - Petición normal
  - Mismo lado que el origen:
    - Petición anómala o ataque



33

## 4. Paso de respuesta

## 4. Paso de respuesta

- Distintas acciones como respuesta al resultado de clasificación
- Peticiones normales:
  - Reenvío a las aplicaciones web destino
- Peticiones anómalas:
  - Registro en un log
  - Opcionalmente: bloqueo de la petición

## Contenido

Introducción

Motivación de la investigación Objetivos para la investigación

#### Implementación de OCS-WAF

Arquitectura general
Fase de entrenamiento

#### Pruebas y resultados

Conjuntos de datos de prueba Análisis de la eficacia de detección Análisis del tiempo de respuesta de las aplicaciones Compración con otros trabajos

#### Conclusiones

Resumen de la investigación Logro de los objetivos Trabajos futuros Publicaciones

Conjuntos de datos de prueba

## Conjuntos de datos utilizados

- Conjuntos utilizados:
  - ► CSIC 2010<sup>8</sup>
  - ► CSIC TORPEDA 2012<sup>9</sup>
- Peticiones HTTP simuladas a una aplicación de comercio electrónico
- Distintos tipos de ataques
  - Inyección SQL, buffer overflow, cross-site scripting (XSS), entre otros
- Datos utilizados:
  - 18 grupos de peticiones según método HTTP y URL
  - 40 130 peticiones normales y 42 444 anomalías

<sup>8</sup>http://www.isi.csic.es/dataset/

<sup>9</sup>http://www.tic.itefi.csic.es/torpeda

Análisis de la eficacia de detección

## Pruebas de eficacia de detección

		Clasificación real			
		N	Р		
		Negatives	Positives		
		(peticiones normales)	(peticiones anómalas)		
Detecciór obtenida	Negatives (peticiones detectadas como normales)	TN	FN		
		True Negatives	False Negatives		
		(peticiones normales detectadas	(peticiones anómalas detectadas		
		correctamente como normales)	incorrectamente como normales)		
	Positives (peticiones detectadas como anómalas)	FP	TP		
		False Positives	True Positives		
		(peticiones normales detectadas incorrectamente como anómalas)	(peticiones anómalas detectadas correctamente como anómalas)		

$$TPR = \frac{TP}{P} \quad , \quad FPR = \frac{FP}{N} \quad , \quad F_1 \textit{-score} = \frac{2TP}{2TP + FP + FN}$$

F<sub>1</sub>-score es más robusto frente a datos no balanceados

Análisis de la eficacia de detección

### Pruebas de eficacia de detección

- Mejoras obtenidas por el análisis de valores de parámetros
  - Promedio de los 18 grupos
  - 3 iteraciones con distintos subconjuntos de entrenamiento
  - Entrenamiento:
    - 1 500 peticiones normales en cada grupo
    - ightharpoonup pprox 75% de los datos normales
  - Detección:
    - ➤ ≈ 2 000 peticiones normales en cada grupo
    - ightharpoonup pprox 1 300 peticiones anómalas en cada grupo

	TPR	FPR	F <sub>1</sub> -score
Solo petición completa	$0.77 \pm 0.28$	$0.11 \pm 0.22$	$0.79 \pm 0.23$
Con análisis de parámetros	$0.93 \pm 0.11$	$0.03 \pm 0.03$	$0.95 \pm 0.08$

Análisis del tiempo de respuesta de las aplicaciones

## Pruebas de tiempo de respuesta

- Medición del impacto de OCS-WAF sobre las aplicaciones protegidas
  - Promedio de los 18 grupos
  - 100 peticiones de cada grupo

	Tiempo de respuesta promedio		
	(en milisegundos)		
Directo a la aplicación web	$4,0 \pm 0,6$		
A través de OCS-WAF	$8,7 \pm 1,3$		

Compración con otros trabajos

# Trabajos relacionados de otros autores

Utilización del mismo conjunto de datos CSIC 2010

Propuesta	Observaciones	TPR	FPR	F <sub>1</sub> -score
OCS-WAF	One-Class SVM	0,93	0,03	0,95
ModSecurity <sup>10</sup> 11	Detección por firmas	0,56	0,00	0,71
HTTP-WS-AD <sup>12</sup>	Métodos estadísticos	0,99	0,02	0,99
Torrano-Giménez <sup>13</sup>	Árboles de decisión	0,95	0,05	-
OC-WAD <sup>14</sup>	One-Class SVM	0,96	0,03	-

<sup>10</sup> https://www.modsecurity.org/

<sup>&</sup>lt;sup>11</sup>Giménez (2015) HTTP-WS-AD: Detector de anomalías orientada a aplicaciones web y web services.

<sup>&</sup>lt;sup>12</sup>Giménez (2015) HTTP-WS-AD: Detector de anomalías orientada a aplicaciones web y web services.

<sup>&</sup>lt;sup>13</sup>Torrano-Giménez (2015) Study of stochastic and machine learning techniques for anomaly-based detection.

<sup>&</sup>lt;sup>14</sup>Parhizkar y Abadi (2015) OC-WAD: A one-class classifier ensemble approach for anomaly detection.

## Contenido

Introducción

Motivación de la investigación Obietivos para la investigación

#### Implementación de OCS-WAF

Arquitectura genera

Fase de entrenamiento

Fase de detección

#### Pruebas y resultados

Conjuntos de datos de prueba

Análisis de la eficacia de detección

Análisis del tiempo de respuesta de las aplicaciones

Compración con otros trabajos

#### Conclusiones

Resumen de la investigación

Logro de los objetivos

Trabajos futuros

**Publicaciones** 

## **OCS-WAF**

- Implementación de un WAF para protección de múltiples aplicaciones web
- Detección de anomalías en mensajes HTTP mediante clasificadores One-Class SVM



## Aporte de nuestra investigación

- Combinación de procesos de extracción de features para peticiones HTTP con clasificadores One-Class SVM
  - Análisis de valores de parámetros
  - Descripciones más precisas de los valores normales

## Aporte de nuestra investigación

- Combinación de procesos de extracción de features para peticiones HTTP con clasificadores One-Class SVM
  - Análisis de valores de parámetros
  - Descripciones más precisas de los valores normales
- Código fuente de OCS-WAF
  - Incentivar la reproducción de nuestros resultados
  - Facilitar la extensión de nuestro trabajo

43

# Objetivos específicos

- Diseñar procesos de extracción de características (features) específicamente para mensajes HTTP, basado en aportes de otros investigadores de la literatura.
  - Diseño de nuevos procesos de extracción de features para mensajes HTTP

- Diseñar procesos de extracción de características (features) específicamente para mensajes HTTP, basado en aportes de otros investigadores de la literatura.
  - Diseño de nuevos procesos de extracción de features para mensajes HTTP
- Implementar un WAF basado en anomalías, utilizando los procesos de extracción de features diseñados junto con clasificadores One-Class SVM.
  - Implementación de OCS-WAF

- 3. Evaluar la eficacia del WAF implementado en cuanto a la detección de mensajes HTTP anómalos.
  - ▶ Pruebas de eficacia de detección con un TPR de 0,93, FPR de 0,03 y F₁-score de 0,95

- 3. Evaluar la eficacia del WAF implementado en cuanto a la detección de mensajes HTTP anómalos.
  - ▶ Pruebas de eficacia de detección con un TPR de 0,93, FPR de 0,03 y F₁-score de 0,95
- 4. Analizar la viabilidad de utilizar el WAF implementado para detección de ataques en tiempo real.
  - Realización de pruebas de impacto de OCS-WAF sobre el tiempo de respuesta de las aplicaciones protegidas

Logro de los objetivos

# Objetivo general

Nico Epp y Ralf Funk

**OCS-WAF** 

FP-UNA

# Objetivo general

- Detectar mensajes HTTP anómalos entre las aplicaciones web y sus usuarios con el fin de mitigar los riesgos de ataques contra dichas aplicaciones, utilizando un WAF basado en clasificadores One-Class SVM.
  - Detección de mensajes HTTP anómalos con OCS-WAF

46

# Ideas para trabajos futuros

Realizar pruebas con otros conjuntos de datos.

- Realizar pruebas con otros conjuntos de datos.
- Explorar otras características de los mensajes HTTP.

- Realizar pruebas con otros conjuntos de datos.
- Explorar otras características de los mensajes HTTP.
- Explorar otras herramientas (en vez del One-Class SVM) para la detección.

- Realizar pruebas con otros conjuntos de datos.
- Explorar otras características de los mensajes HTTP.
- Explorar otras herramientas (en vez del One-Class SVM) para la detección.
- Extender para incluir cuerpos de otros formatos, por ejemplo datos binario, JSON, XML, entre otros.

- Realizar pruebas con otros conjuntos de datos.
- Explorar otras características de los mensajes HTTP.
- Explorar otras herramientas (en vez del One-Class SVM) para la detección.
- Extender para incluir cuerpos de otros formatos, por ejemplo datos binario, JSON, XML, entre otros.
- Extender para incluir mensajes HTTP/2.

- Realizar pruebas con otros conjuntos de datos.
- Explorar otras características de los mensajes HTTP.
- Explorar otras herramientas (en vez del One-Class SVM) para la detección.
- Extender para incluir cuerpos de otros formatos, por ejemplo datos binario, JSON, XML, entre otros.
- Extender para incluir mensajes HTTP/2.
- Explorar la posibilidad de paralelizar el proceso de entrenamiento en OCS-WAF.

### Publicación de nuestro trabajo

 Título: Anomaly-based Web Application Firewall using HTTP-specific features and One-Class SVM

#### WRSeg 2017

- Workshop Regional de Segurança da Informação e Sistemas Computacionais
- Santa María, Brasil
- 25 de Setiembre 2017

#### Revista REABTIC

- Revista Eletrônica Argentina-Brasil de Tecnologias da Informação e da Comunicação
- Enviado y en revisión





# Gracias por su atención!



https://github.com/nico-ralf-ii-fpuna/tfg

#### Anexo: One-Class SVM

► Hiperplano del clasificador para el grupo Gi

$$\vec{w_i} \cdot \phi(\vec{x}) - \rho_i = \sum_{i=1}^{|G_i|} \left( a_{ij} K_i(\vec{f_{ij}}, \vec{x}) \right) - \rho_i = 0$$
 (1)

Kernel Radial Basis Function (RBF)

$$K(\vec{x_1}, \vec{x_2}) = \phi(\vec{x_1}) \cdot \phi(\vec{x_2}) = \exp(-\gamma ||\vec{x_1} - \vec{x_2}||^2)$$
 (2)

#### Anexo: One-Class SVM

► Entrenamiento: problema de minimización para el grupo G<sub>i</sub>

$$\min_{\vec{w_i}, \rho_i, \xi_i} \frac{1}{2} ||\vec{w_i}||^2 - \rho_i + \frac{1}{\nu_i |G_i|} \sum_{j=1}^{|G_i|} \xi_{ij}$$
 (3)

$$\vec{w_i} \cdot \phi(\vec{f_{ij}}) \geqslant \rho_i - \xi_{ij} , \quad \xi_{ij} \geqslant 0 , \quad \forall j = 1, 2, \dots, |G_i|$$
 (4)

Entrenamiento: formulación dual de la optimización

$$\min_{a_i} \frac{1}{2} a_i S_i a_i^T \tag{5}$$

$$\sum_{i=1}^{|G_i|} a_{ij} = 1, \quad 0 \leqslant a_{ij} \leqslant \frac{1}{\nu_i |G_i|} \ \forall j = 1, 2, \dots, |G_i|$$
 (6)

#### Anexo: One-Class SVM

Detección: función de decisión del grupo Gi

$$g_i(\vec{x}) = \begin{cases} \vec{w_i} \cdot \phi(\vec{x}) - \rho_i \geqslant 0 & +1 \\ \text{caso contrario} & -1 \end{cases}$$
 (7)

$$g_i(\vec{x}) = \begin{cases} \sum_{j=1}^{|G_i|} \left( a_{ij} K_i(\vec{f}_{ij}, \vec{x}) \right) - \rho_i \geqslant 0 & +1 \\ \text{caso contrario} & -1 \end{cases}$$
 (8)

## Anexo: Datos utilizados para las pruebas

Información sobre los 18 grupos de peticiones

ID	Conjunto de datos CSIC	Método HTTP y URL		Cant. parám.	Peticiones normales	Peticiones anómalas
c00	2010	GET	/tienda1/miembros/editar.jsp	13	2 000	1 362
c01	2010	POST	/tienda1/miembros/editar.jsp	13	2 000	1 362
c02	2010	GET	/tienda1/publico/anadir.jsp	5	2 000	1 380
c03	2010	POST	/tienda1/publico/anadir.jsp	5	2 000	1 380
c04	2010	GET	/tienda1/publico/autenticar.jsp	5	2 000	1 361
c05	2010	POST	/tienda1/publico/autenticar.jsp	5	2 000	1 361
c06	2010	GET	/tienda1/publico/caracteristicas.jsp	1	2 000	954
c07	2010	POST	/tienda1/publico/caracteristicas.jsp	1	2 000	954
c08	2010	GET	/tienda1/publico/entrar.jsp	1	2 000	897
c09	2010	POST	/tienda1/publico/entrar.jsp	1	2 000	897
c10	2010	GET	/tienda1/publico/pagar.jsp	3	2 000	1 343
c11	2010	POST	/tienda1/publico/pagar.jsp	3	2 000	1 343
c12	2010	GET	/tienda1/publico/registro.jsp	13	2 000	1 364
c13	2010	POST	/tienda1/publico/registro.jsp	13	2 000	1 364
c14	2010	GET	/tienda1/publico/vaciar.jsp	1	2 000	919
c15	2010	POST	/tienda1/publico/vaciar.jsp	1	2 000	919
t00	2012	POST	/tienda1/miembros/editar.jsp	12	5 608	10 121
t01	2012	POST	/tienda1/publico/registro.jsp	12	2 522	13 163
	Total				40 130	42 444

#### Anexo: Resultados de detección

Resultados de los 18 grupos de peticiones

Grupo	TPR	FPR	F <sub>1</sub> -score
c00	$0,71 \pm 0,01$	$0,05 \pm 0,00$	$0,80 \pm 0,00$
c01	$0,72 \pm 0,01$	$0,05 \pm 0,01$	$0,80 \pm 0,00$
c02	$1,00 \pm 0,00$	$0.03 \pm 0.01$	$0.98 \pm 0.01$
c03	$1,00 \pm 0,00$	$0.03 \pm 0.00$	$0.98 \pm 0.00$
c04	$0.91 \pm 0.01$	$0,01 \pm 0,00$	$0,95 \pm 0,01$
c05	$0,92 \pm 0,01$	$0,01 \pm 0,00$	$0,95 \pm 0,00$
c06	$0,99 \pm 0,00$	$0,00 \pm 0,00$	$1,00 \pm 0,00$
c07	$0,99 \pm 0,00$	$0,00 \pm 0,00$	$1,00 \pm 0,00$
c08	$1,00 \pm 0,00$	$0,00 \pm 0,00$	$1,00 \pm 0,00$
c09	$1,00 \pm 0,00$	$0,00 \pm 0,00$	$1,00 \pm 0,00$
c10	$1,00 \pm 0,00$	$0,00 \pm 0,00$	$1,00 \pm 0,00$
c11	$1,00 \pm 0,00$	$0,01 \pm 0,00$	$0,99 \pm 0,00$
c12	$0,74 \pm 0,00$	$0,05 \pm 0,01$	$0.81 \pm 0.01$
c13	$0,74 \pm 0,00$	$0,05 \pm 0,01$	$0.81 \pm 0.01$
c14	$1,00 \pm 0,00$	$0,00 \pm 0,00$	$1,00 \pm 0,00$
c15	$1,00 \pm 0,00$	$0,00 \pm 0,00$	$1,00 \pm 0,00$
t00	$0,99 \pm 0,01$	$0.06 \pm 0.04$	$0,98 \pm 0,00$
t01	$1,00 \pm 0,00$	$0,09 \pm 0,06$	$0,99 \pm 0,01$
	$0,93 \pm 0,11$	$0.03 \pm 0.03$	$0,95 \pm 0,08$

0.94

0.92

0.90

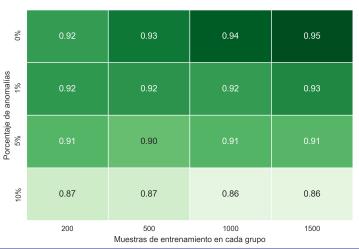
0.88

0.86

54

#### Anexo: Resultados de detección

Resultados con anomalías entre los datos de entrenamiento



Nico Epp y Ralf Funk FP-UNA

OCS-WAF

55

https://github.com/nico-ralf-ii-fpuna/tfg