Les limites de l'IA appliquée à la cyber-sécurité dans un contexte d'évaluation





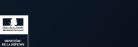
#EuroCyberWeek



PÔLE D'EXCELLENCE I















- Laboratoire d'évaluation agréé par l'ANSSI
- Evaluations de produits de sécurité (Critères Communs / CSPN)

Constats

- Jusqu'à présent : évaluation de produits de sécurité « traditionnels » (pare-feu, IDS, chiffreurs, etc.) basés sur des techniques déterministes
- **Désormais** : intégration d'algorithmes d'apprentissage et de prise de décision dans certains produits de sécurité

Objectifs

- Adapter les méthodes d'évaluations sur les nouvelles classes de produits de sécurité
- Tirer vers le haut le niveau d'efficacité de ces produits de sécurité











Les usages de l'IA en cybersécurité

1.001.000

Cas d'applications

- Détection d'intrusions
- Filtrage des spams
- Analyse de malware
- Détection d'exfiltration de données
- Authentification biométrique
- Voiture autonome
- ...

Méthodes utilisées

- Classification
- Clustering
- Détection d'anomalies
- Régression linéaire et prédictions
- ...

















La complexité du paramétrage

- Beaucoup d'algorithmes reposent sur des paramètres
 - Paramètres directs (seuils de décision)
 - Paramètres indirects (nombre de points pour créer un cluster, ...)
 - Hyper-paramètres (structure du réseau de neurone, ...)
- Importance d'avoir des paramètres précis pour éviter faux négatifs et faux positifs
- Nécessité d'adapter les paramètres au contexte opérationnel
- Nécessité de faire évoluer les paramètres en fonction des modifications du SI









Seuil de prise de décision

Faux négatif



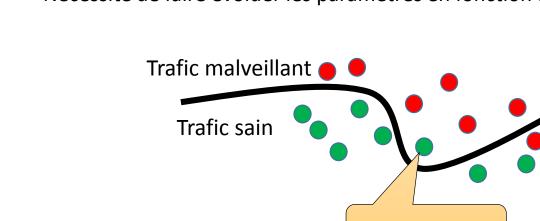
Les limites de l'IA en cybersécurité

La complexité du paramétrage

- Beaucoup d'algorithmes reposent sur des paramètres
 - Paramètres directs (seuils de décision)
 - Paramètres indirects (nombre de points pour créer un cluster, ...)
 - Hyper-paramètres (structure du réseau de neurone, ...)
- Importance d'avoir des paramètres précis pour éviter faux négatifs et faux positifs

Faux positif

- Nécessité d'adapter les paramètres au contexte opérationnel
- Nécessité de faire évoluer les paramètres en fonction des modifications du SI













La complexité du paramétrage

- Beaucoup d'algorithmes reposent sur des paramètres
 - Paramètres directs (seuils de décision)
 - Paramètres indirects (nombre de points pour créer un cluster, ...)
 - Hyper-paramètres (structure du réseau de neurone, ...)
- Importance d'avoir des paramètres précis pour éviter faux négatifs et faux positifs
- Nécessité d'adapter les paramètres au contexte opérationnel
- Nécessité de faire évoluer les paramètres en fonction des modifications du SI
- Le point de vue de l'évaluateur
 - > Analyser la capacité d'adaptation à l'environnement
 - > Analyser la capacité d'assistance au paramétrage













Le niveau d'efficacité face à des attaques complexes

- Les datasets publics contiennent essentiellement des patterns d'attaques basiques
 - Scan de ports
 - DoS
 - Exploitations unitaires de vulnérabilités
 - ...
- Les datasets publics sont généralement trop ciblés
 - PCAP
 - netflow
 - Syslog
 - ...











Le niveau d'efficacité face à des attaques complexes

- Les datasets publics contiennent essentiellement des patterns d'attaques basiques
 - Scan de ports
 - DoS
 - Exploitations unitaires de vulnérabilités
 - ...
- Les datasets publics sont généralement trop ciblés
 - PCAP
 - netflow
 - Syslog
 - ...
- Le point de vue de l'évaluateur
 - Confronter les produits face à des scénarios d'attaques évolués en termes de TTP
 - > Besoin de simuler un trafic de vie pertinent
 - ➤ Besoin d'avoir des datasets « riches », c'est-à-dire incluant des traces réseau et système cohérentes entre elles











1.001.000

Le niveau d'efficacité face à des techniques d'attaques inconnues

- Obsolescence des datasets utilisés dans le domaine académique
- Limite inhérente à l'apprentissage [SOMMER/PAXSON, 2010]
 - Les systèmes basés sur l'apprentissage supervisé doivent travailler sur des données labellisées de chaque classe (trafic sain ET trafic malveillant)
 - Ces systèmes ne peuvent donc pas s'entrainer sur des attaques « inconnues » et s'avèrent donc peu robustes en phase de test
 - Les systèmes non supervisés semblent plus adaptés à la détection de variations d'attaques connues











Le niveau d'efficacité face à des techniques d'attaques inconnues

- Obsolescence des datasets utilisés dans le domaine académique
- Limite inhérente à l'apprentissage [SOMMER/PAXSON, 2010]
 - Les systèmes basés sur l'apprentissage supervisé doivent travailler sur des données labellisées de chaque classe (trafic sain ET trafic malveillant)
 - Ces systèmes ne peuvent donc pas s'entrainer sur des attaques « inconnues » et s'avèrent donc peu robustes en phase de test
 - Les systèmes non supervisés semblent plus adaptés à la détection de variations d'attaques connues
- Le point de vue de l'évaluateur
 - > Confronter les produits face à des techniques d'attaques modernes
 - > Et face à des variations d'attaques connues













Le niveau de robustesse des algorithmes

• Empoisonnement des données d'entrainement





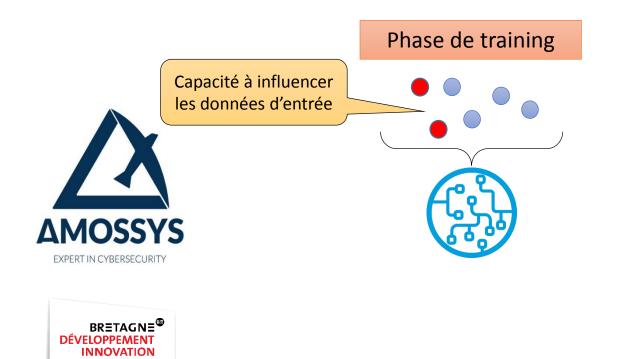


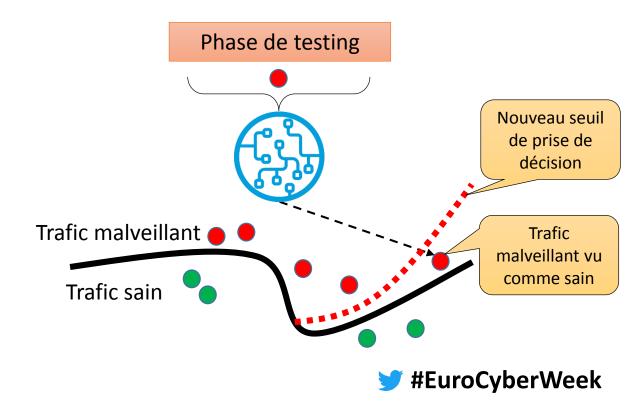




Le niveau de robustesse des algorithmes

• Empoisonnement des données d'entrainement











- Empoisonnement des données d'entrainement
- Evasion du moteur de test



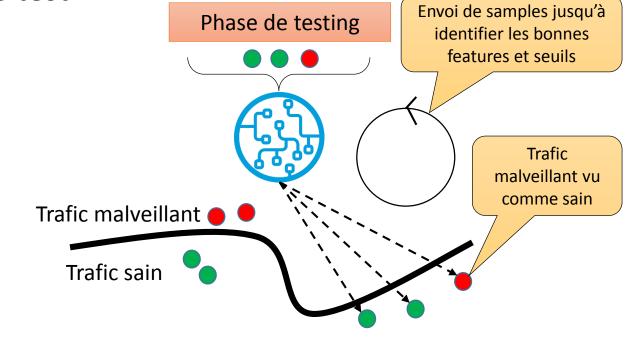








- Empoisonnement des données d'entrainement
- Evasion du moteur de test











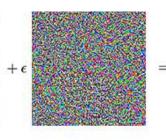


Le niveau de robustesse des algorithmes

- Empoisonnement des données d'entrainement
- Evasion du moteur de test



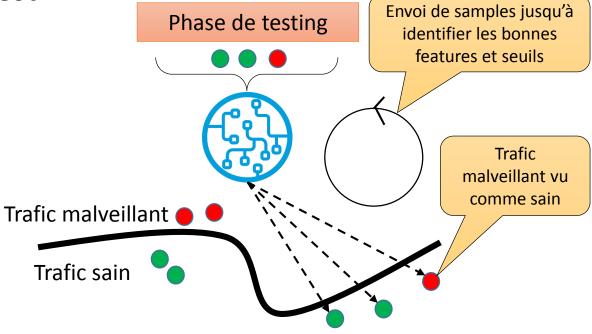






"gibbon" 99.3% confidence

Source: 2014arXiv1412.6572G













- Empoisonnement des données d'entrainement
- Evasion du moteur de test
- Inversion du modèle (i.e. extraction de données d'entrée)







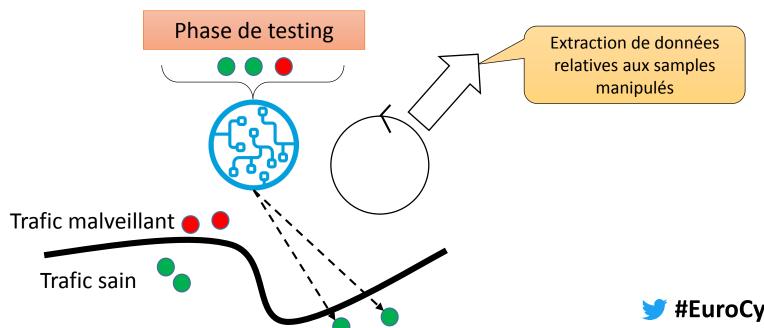




- Empoisonnement des données d'entrainement
- Evasion du moteur de test
- Inversion du modèle (i.e. extraction de données d'entrée)















- Empoisonnement des données d'entrainement
- Evasion du moteur de test
- Inversion du modèle (i.e. extraction de données d'entrée)
- Extraction du modèle et de ses paramètres/seuils







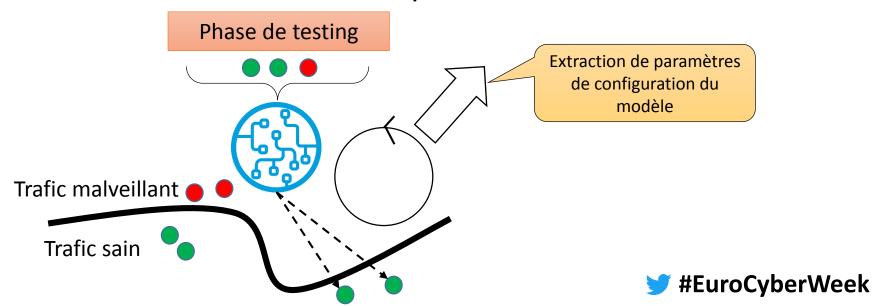




- Empoisonnement des données d'entrainement
- Evasion du moteur de test
- Inversion du modèle (i.e. extraction de données d'entrée)
- Extraction du modèle et de ses paramètres/seuils











- Empoisonnement des données d'entrainement
- Evasion du moteur de test
- Inversion du modèle (i.e. extraction de données d'entrée)
- Extraction du modèle et de ses paramètres/seuils



- ➤ Identifier le modèle de menace (exposé à l'empoisonnement, intérêt à évader le mécanisme, confidentialité des inputs, ...)
- > Identifier le niveau de prise en compte de l'adversaire
 - Utilisation d'algorithmes préservant la confidentialité du modèle
 - Capacité à épurer les données d'entrée
 - Combinaison de multiples classifieurs















Conclusion





Synthèse des limitations



Limites opérationnelles

- Complexité du paramétrage
- Prise en compte du modèle de menace

Limites d'efficacité des algorithmes

- Face aux attaques complexes
- Face aux attaques nouvelles

Limites de robustesse des algorithmes

- Résistance à l'empoisonnement
- Résistance à l'évasion

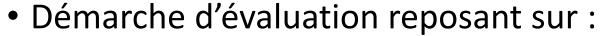








L'évaluation de l'IA chez Amossys



- L'analyse du modèle de menace du produit
- L'analyse de l'adaptabilité du produit à l'environnement
- L'analyse de l'efficacité du produit dans un environnement réaliste
 - Utilisation d'une plateforme Cyber Range générant du trafic d'attaque et du trafic de vie
 - Confrontation face à un catalogue d'attaques
 - Construction de scénarios réalistes et variés
- L'analyse de la robustesse des algorithmes retenus









Notre présence sur le web







www.amossys.fr



twitter.com/Amossys



Blog

blog.amossys.fr



github.com/amossys 😭



Publications

www.amossys.fr/publications.php

Linkedin

linkedin.com/company/amossys





