# One-class classification pour la détection de surface

Étudiants

Alexandre MILESI Sylvain MARCHIENNE Superviseurs

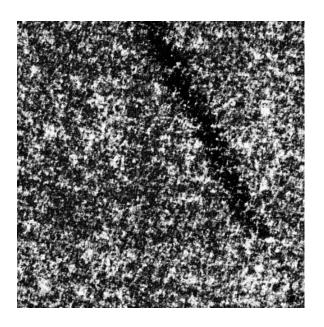
Jonathan DEKHTIAR
Alexandre DURUPT

Mardi 3 Juillet 2018

## One-class classification et DAGM

- Anomaly Detection
- DAGM: 6 classes
- Entraînement sur des exemples positifs
- Approche Deep Learning avec TensorFlow

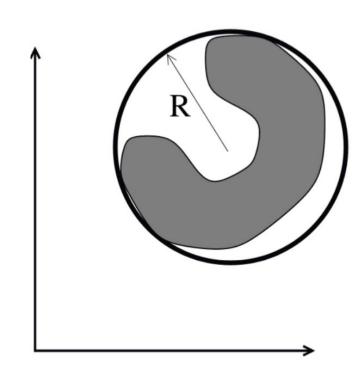




## SVDD de Tax & Duin

$$\min_{R,a,\xi} \quad R^2 + C \sum_i \xi_i$$

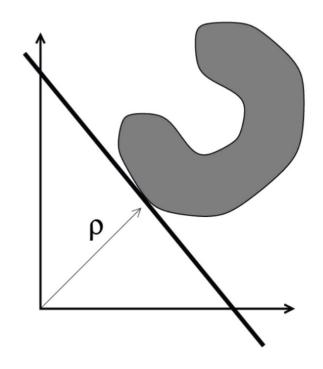
$$\forall i \ ||\mathbf{x}_i - a||^2 \le R^2 + \xi_i, \ \xi_i \ge 0.$$



# OCSVM de Schölkopf

$$\min_{\mathbf{w}, \rho, \xi} \quad \frac{1}{2} ||\mathbf{w}||^2 - \rho + \frac{1}{\nu N} \sum_{i} \xi,$$

$$\forall i \quad \mathbf{w} \cdot \mathbf{x_i} \ge \rho - \xi_i, \quad \xi_i \ge 0.$$



## Implémentation dans TensorFlow - SVDD

$$\xi_i = \max(||\mathbf{x}_i - a||^2 - R^2, 0),$$

$$\xi_i = -\min(R^2 - ||\mathbf{x}_i - a||^2, 0).$$

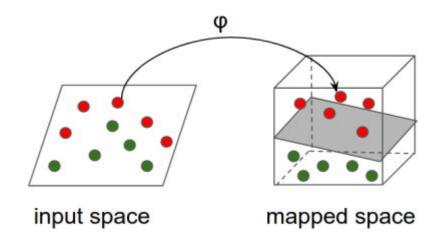
$$R^2 - \frac{C}{N} \sum_{i} \min(R^2 - ||\mathbf{x}_i - a||^2, 0).$$

## Implémentation dans TensorFlow - OCSVM

$$\frac{1}{2}||\mathbf{w}||^2 - \rho - \frac{C}{N} \sum_{i} \min(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x_i} - \rho, 0)$$

## Kernels explicites

- kernel trick : map implicite
- pas de dual form : pas de kernel trick
- choix d'un map explicite
- RFFM : approximation de RBF



$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \Phi(\mathbf{x}) \cdot \Phi(\mathbf{x}')$$

$$RFFM(\cdot): \mathbb{R}^d o \mathbb{R}^D, \quad RFFM(\mathbf{x}) = \cos(\mathbf{\Omega} \cdot \mathbf{x} + \mathbf{b})$$

$$RFFM(\mathbf{x})^T \cdot RFFM(\mathbf{y}) pprox e^{-rac{\|\mathbf{x}-\mathbf{y}\|^2}{2\sigma^2}}$$

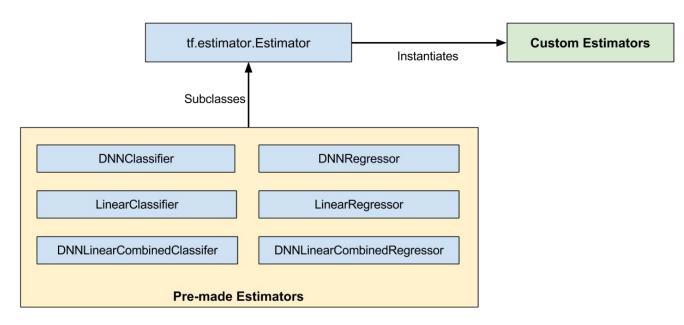
### TensorFlow Estimator

#### Définition:

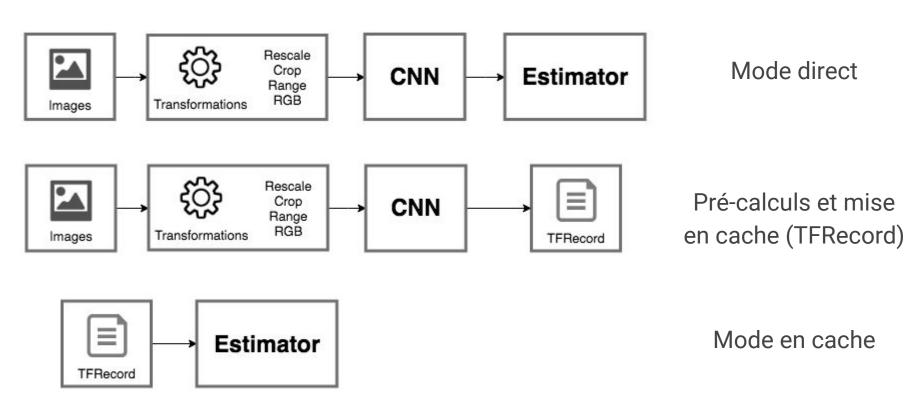
- def input\_fn()
- def model\_fn()

#### Utilisation simple:

- classifier.predict()
- classifier.train()
- classifier.evaluate()



## Pipeline Dataset



## Indicateurs : définitions et matrice de confusion

- Vrai positif: image sans défaut prédite sans défaut
- Faux positif: image avec défaut prédite sans défaut
- Vrai négatif : image avec défaut prédite avec défaut
- Faux négatif : image sans défaut prédite avec défaut

Vrais négatifs	Faux positifs
Faux négatifs	Vrais positifs

## Indicateurs: proportions

$$\label{eq:Accuracy} \text{Accuracy} = \frac{\text{Nombre de prédictions correctes}}{\text{Nombre de prédictions totales}}$$

$$\label{eq:precision} \begin{aligned} & \text{Precision} = \frac{\text{Vrai positifs}}{\text{Vrai positifs}} \\ & \end{aligned}$$

$$Recall = \frac{Vrai positifs}{Vrai positifs + Faux négatifs}$$

$$F1\text{-score} = 2 \cdot \frac{\text{precision} \cdot \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}}$$

# Résultats avec notre implémentation

	Clas	se 6	Classe 5		Classe 4		Classe 3		Classe 2		Classe 1	
Accuracy	65	5.7	56.7		78.7		55.3		62.3		56.3	
Precision	65	5.5	55.9		87.1		54.2		67.0		55.4	
Recall	66	0.6	63.3		67.3		68.0		48.7		65.3	
F1-score	65	8.6	59.3		75.9		60.3		56.4		60.0	
Matrice de confesion	98	52	75	75	135	15	64	86	114	36	71	79
Matrice de confusion	51	99	55	95	49	101	48	102	77	73	52	98

FIGURE 6 – Résultats du SVDD en choisissant le paramètre optimal de la classe 6 (C=3, kernel linéaire)

## Comparaison avec Scikit-Learn

	Clas	se 6	Classe 5		Classe 4		Classe 3		Classe 2		Classe 1	
Accuracy	65	.7	56.7		78.7		55.3		62.3		56.3	
Precision	65	5.5	55.9		87.1		54.2		67.0		55.4	
Recall	66	6.0	63.3		67.3		68.0		48.7		65.3	
F1-score	65	8.8	59.3		75.9		60.3		56.4		60.0	
Matrice de confusion	98	52	75	75	135	15	64	86	114	36	71	79
Matrice de confusion	51	99	55	95	49	101	48	102	77	73	52	98

FIGURE 6 – Résultats du SVDD en choisissant le paramètre optimal de la classe 6 (C=3, kernel linéaire)

	Class	se 6	Classe 5		Classe 4		Clas	se 3	Classe 2		Classe 1		
Accuracy	65	.0	53.6		55.0		53.0		46.7		51.0		
Precision	69	.2	53	53.4		56.1		53.3		46.4		51.1	
Recall	54	.0	58	3.0	46.0		48.7		43.3		48	3.0	
F1-score	60	.6	55.6		50	0.5	40.8		44.8		49.5		
Matrice de confusion	114	36	74	76	96	54	86	64	75	75	81	69	
Matrice de confusion	69	81	63	87	81	69	77	73	85	65	78	72	

FIGURE 7 – Résultats du OneClassSVM de Scikit-Learn en choisissant le paramètre optimal de la classe 6 ( $\nu=0.5$ , kernel linéaire)

# Conclusion

- Différents noyaux explicites
- TensorLayer
- Différents CNNs
- Optimisation sous contraintes
- Difficultés rencontrées