

Développement d'un outil de déconnexion des eaux pluviales à l'aide de méthodes d'apprentissage automatique

Robinson Baudet, Swarna Roy, Catherine Pothier, Violeta Alexandra
Montoya-Coronado, Damien Tedoldi, Gislain Lipeme Kouyi

Contexte

Le réseau unitaire, mélangeant eaux pluviales et eaux usées, est remis en cause (contamination, déversement, facteur climatique aggravant)

Une solution : ouvrages de gestion des eaux pluviales à la source

- ⇒ Déversements (volume et fréquence)
- ⇒ Outil de modélisation hydrologique de bassin versant (BV) comme TONIC*

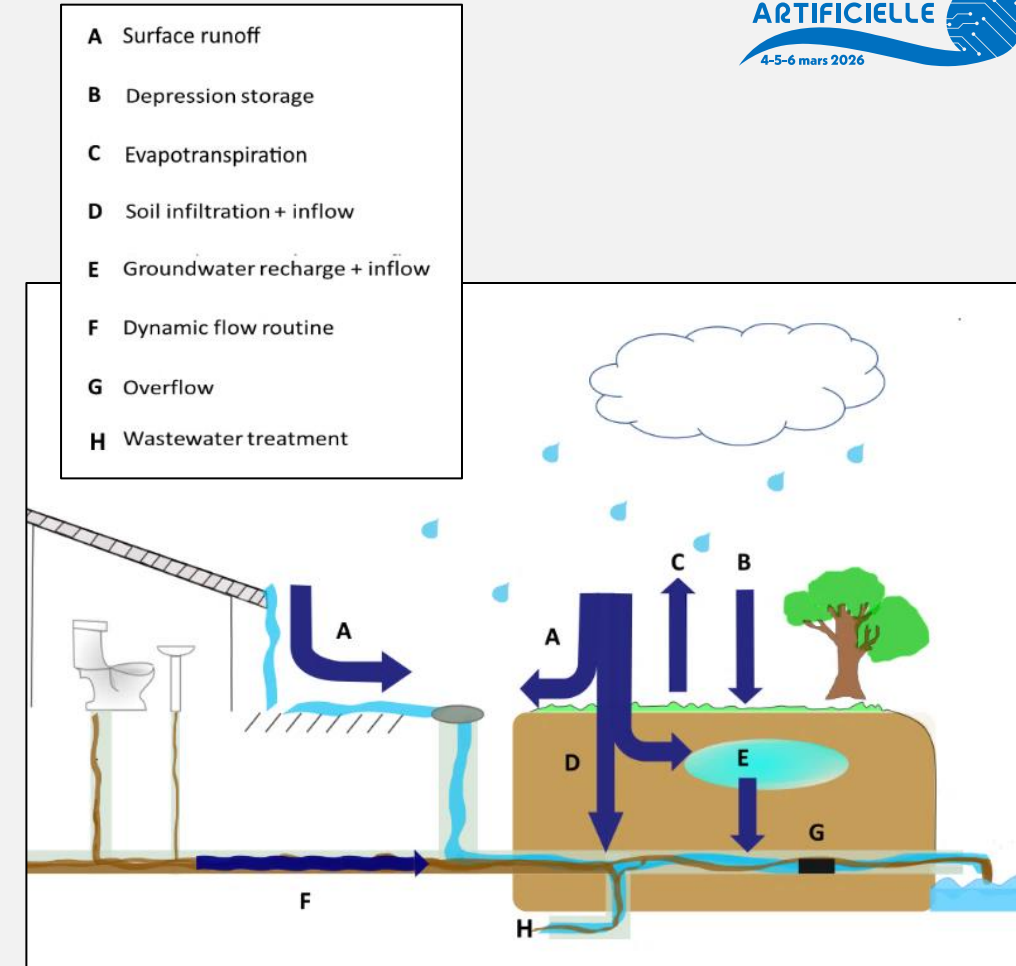


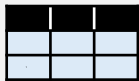
Schéma des processus hydrologiques du réseau unitaire*

Mais comment savoir où installer ces ouvrages ? Où déconnecter ?

*Montoya-Coronado,V.A. (2021), Mise au point d'une méthodologie de déconnexion des eaux urbaines à l'échelle d'un bassin versant. Thèse Génie civil, INSA de Lyon, 313p.

Objectifs

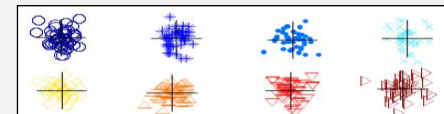
- Utiliser des **méthodes d'apprentissage automatique** pour analyser des données hydrologiques (pluie, paramètres variables du bassin versant)
- Indiquer : critères de déversement ; secteurs à déconnecter en premier ; solutions adaptées
- **Axes de travail**



1. Analyse d'une base de données hydrologiques du bassin versant du site d'étude



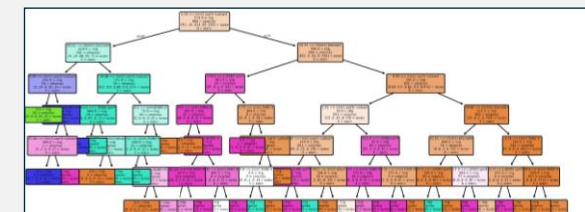
2. Apprentissage non supervisé préliminaire



Tan et al. (2018),
Introduction to Data
Mining, Second
Edition

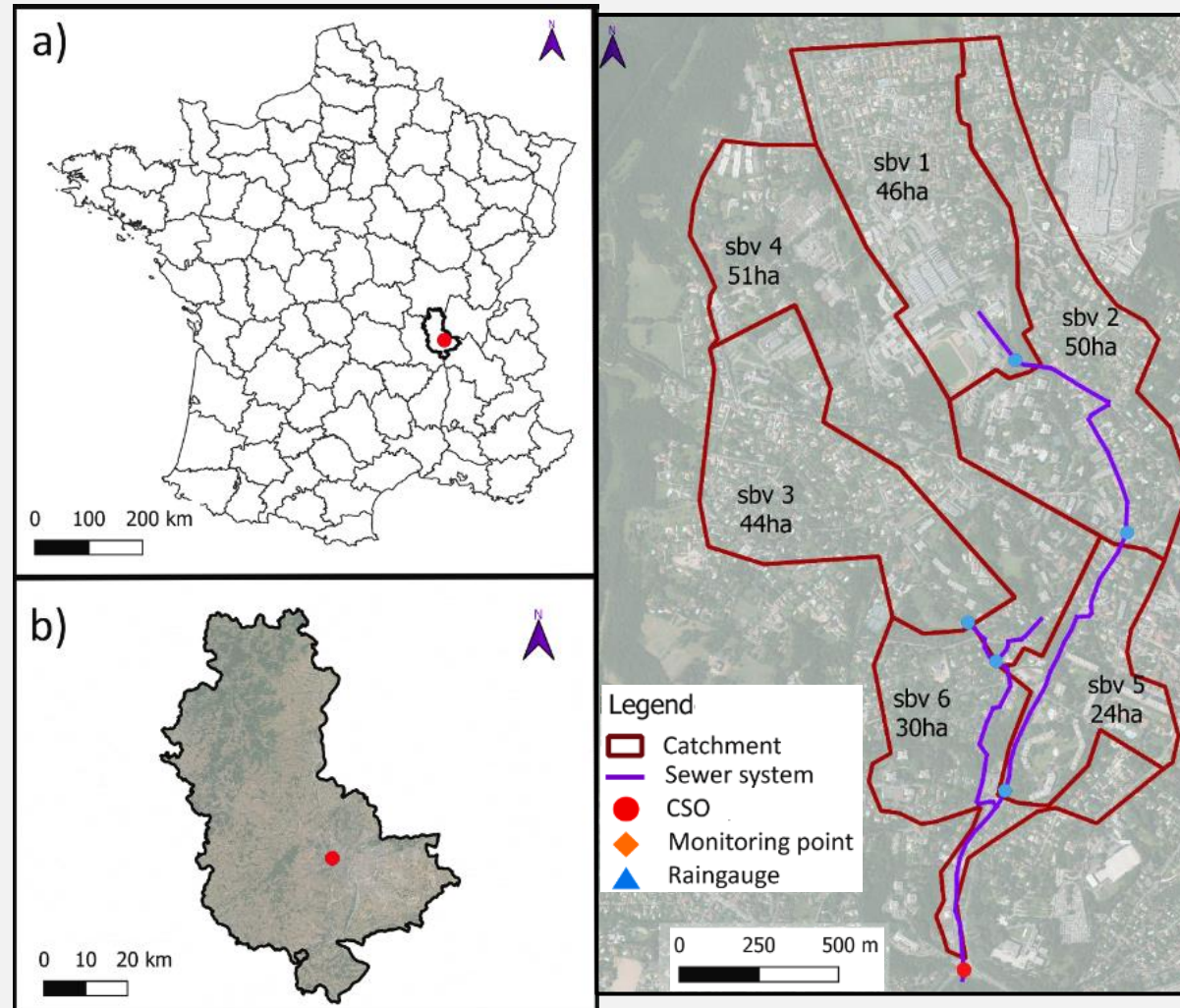


3. Apprentissage supervisé sur la base de données



Matériel

Présentation du bassin versant urbain d'Écully



Matériel

Présentation de la base de données (BD) du bassin

Entrées : $3 + 5 \times 6 = 33$ paramètres (notés @)									Sorties : 2 @	
Pluie (3@)			SBV1 (5@)			SBVi (5@)	SBV6 (5@)		DO	
H (mm)	D _{pluie} (min)	I _{mmax} (mm/h)	IL ₁ (mm)	...	K ₁ (min)	...	IL ₆ ; ... ; K ₆		Q _{maxDO} (m ³ /s)	V _{totDO} (m ³)
Simul. 1	5,9	113	6	1,7	...	30	...	1,7 ; 18	0,04	41
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
Simul. 750	21,58	493	36,8	2,5	...	28	...	1,7 ; 31	1,04	1304

- Nettoyage préliminaire
- Réduction de dimensionnalité par expertise hydrologique

Matériel

Les attributs caractérisant les SBV

PII [L/s]	K [min]	IL [mm]	F_imp [-]	F_per [-]
Débit d'infiltration des ECP permanentes	<i>Lag time</i> ou temps de latence	Pertes initiales	Fraction de ruissellement des surfaces imperméables	Fraction de ruissellement des surfaces perméables

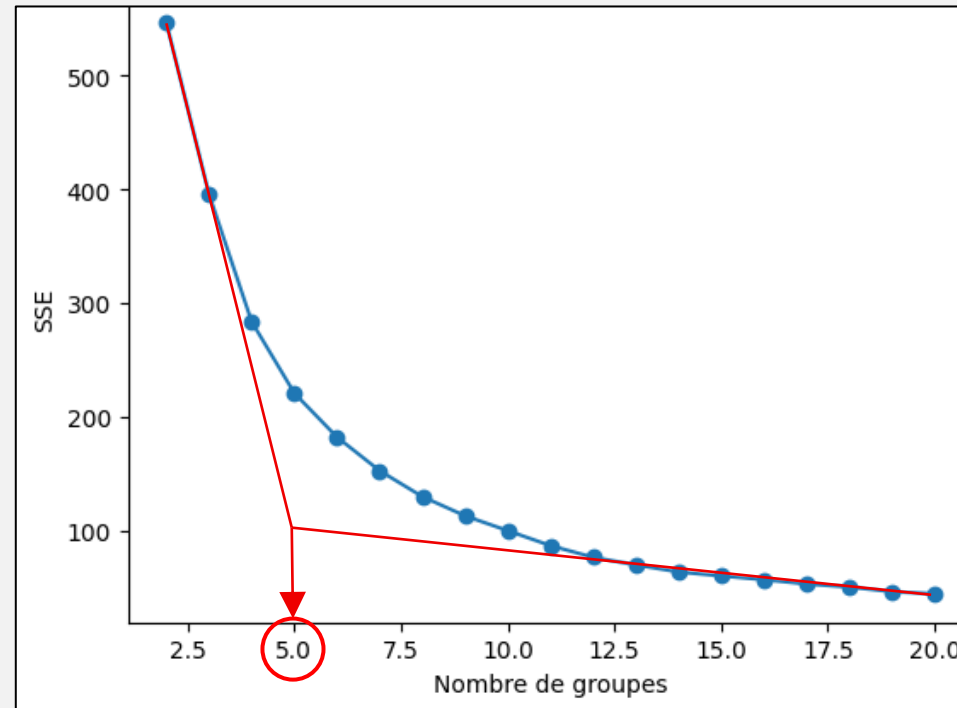


Méthode d'apprentissage non supervisé

K-means

Principe : regrouper les objets se ressemblant et séparer ceux ne se ressemblant pas, en termes de distance

Fonctionnement : calcul de distance des attributs

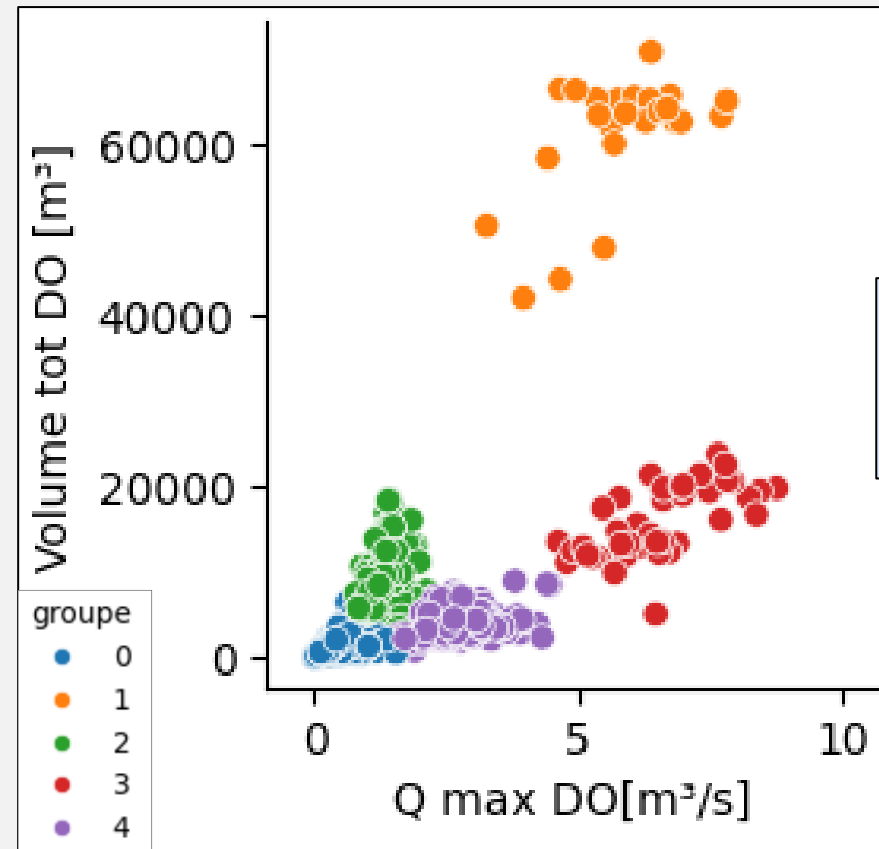




Résultats du regroupement non supervisé

K-means

Appliquée sur les valeurs de sortie (Q_{maxDO} ; V_{totDO}) de la base de données, calculées par le modèle hydrologique TONIC



=> Classe de sortie unique pour la suite



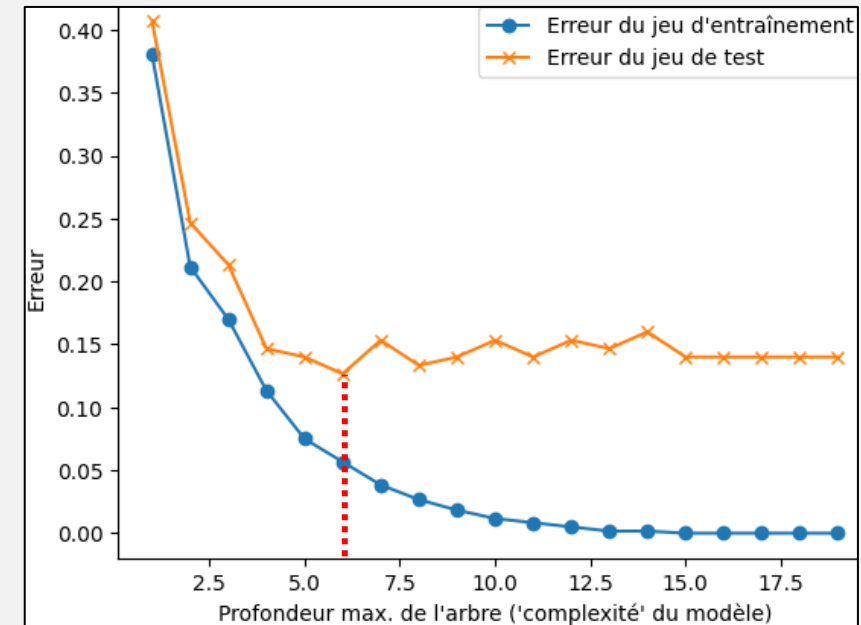
Méthodes d'apprentissage supervisé : arbre de décision et forêt aléatoire

🌲 **Principe de l'arbre de décision** : maximiser la pureté des feuilles pour qu'elles contiennent des données de la même classe de sortie

Fonctionnement : critère d'homogénéité, l'indice Gini

Processus :

- Entraînement sur 80% des objets de la BD
- Évaluation sur 20% des objets, mesure de l'exactitude sur les classes de sorties prédites
- Profondeur max. avec une courbe d'overfitting



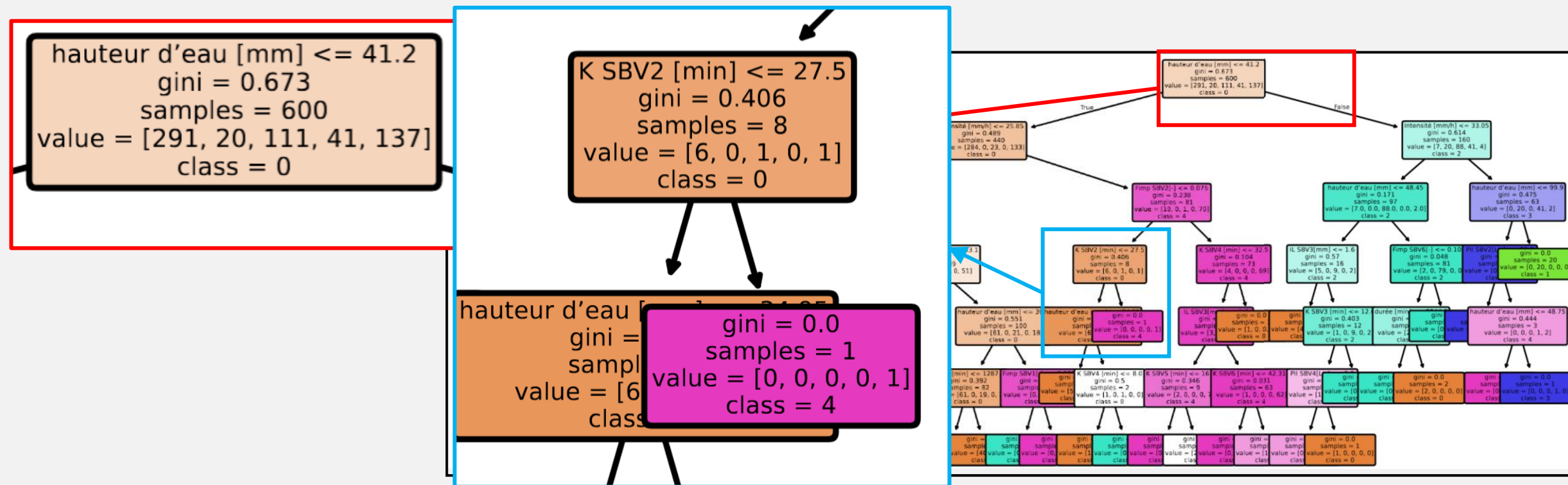
Principe de la forêt aléatoire :
méta-algorithme, collection d'arbres de décision décorrélé



Résultats de l'apprentissage supervisé : arbre de décision et forêt aléatoire



- **Arbre** : exactitude et rappel de 86,5 % ; précision de 87,2 %



- **Forêt** : exactitude et rappel de 89,2 % ; précision de 89,7 %



Résultats de l'apprentissage supervisé :

contributions (%) des paramètres à l'arbre de décision

SBV1 : 8,25%					SBV2 : 38,29%					SBV3 : 20,4%				
	F _{imp}				PII	F _{imp}			K				IL	K
	8,25				5,76	26,95			5,58				11,51	8,89
SBV4 : 9,23%					SBV5 : 15,3%					SBV6 : 8,52%				
PII				K		F _{imp}			K		F _{imp}			K
2,71				6,52		11,69			3,61		6,34			2,18



⇒ Pluies prépondérantes

⇒ Retrait de leurs contributions et règle de 3 pour se concentrer sur les SBV

Paramètres contributeurs majeurs : F_{imp} 2, 5 ; K3 ; IL3, PII2...

Exemple d'indication d'aménagement : désimperméabiliser en priorité sur les SBV 2 et 5



Résultats de l'apprentissage supervisé :

contributions (%) des paramètres à la forêt aléatoire



SBV1 : 18,23%					SBV2 : 17,89%					SBV3 : 15,79%				
PII	F _{imp}			K	PII	F _{imp}			K					K
1,6	2,52			11,84	1,66	2,32			11,61					11,46
SBV4 : 13,59%					SBV5 : 16,71%					SBV6 : 17,79%				
				K		F _{imp}			K	PII	F _{imp}			K
				11,17		1,69			11,4	1,59	1,49			12,48

⇒ Pluies prépondérantes à 66% => retrait de leurs contributions

Paramètres contributeurs majeurs : K partout, PII des SBV 1, 2, 6 ; F_{imp} 1, 2, 5, 6

Exemple d'indication d'aménagement : installer des ouvrages de rétention à la source sur l'ensemble du BV pour réguler K

⇒ 1^{ers} indicateurs de **où** et **comment** déconnecter, mais **en quelle quantité ?**

Conclusion

et

Perspectives

- Arbre et forêt : indications d'où et comment déconnecter

=> Mais dans quelles proportions ?

- Résultats limités par BD
- Une des premières applications de ce type de méthode à des problématiques de cause des déversements

- BD à agrandir et compléter avec TONIC
- Appliquer ces mêmes algorithmes sur cette nouvelle BD
- Les tester sur d'autres bassins versants : Figeac, Milan, ...
- Implémentation dans des outils opérationnels (ex : CANOE)

Références

- Alwosheel, A., Van Cranenburgh, S., and G Chorus, C. (2018), Is your dataset big enough? Sample size requirements when using artificial neural networks for discrete choice analysis. Journal of Choice Modelling, Vol. 28, 167-182, ISSN 1755-5345.
- Bertels, D., De Meester, J., Dirckx, G., and Willems, P. (2023), Estimation of the impact of combined sewer overflows on surface water quality in a sparsely monitored area. Water Research, Vol. 244, 120498, ISSN 0043-1354.
- Fletcher, T.D., Andrieu, H., and Hamel, P. (2013), Understanding, management and modelling of urban hydrology and its consequences for receiving waters: a state of the art. Adv. in Water Res., Vol. 51, 261-279, ISSN 0309-1708.
- Gogien, F., Dechesne, M., Martinerie, R., and Lipeme Kouyi, G. (2023), Assessing the impact of climate change on Combined Sewer Overflows based on small time step future rainfall timeseries and long-term continuous sewer network modelling. Water Research, Vol. 230, 119504, ISSN 0043-1354.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., and Courville, A. (2016), Deep Learning. MIT Press, Chapitre 1, Section 1.2.
- Launay, M., Dittmer, U., Steinmetz., H. (2016), Contribution of combined sewer overflows to micropollutant loads discharged into urban receiving water. Novatech 2016 – 9ème conférence internationale sur les techniques et stratégies pour la gestion durable de l` Eau dans la Ville, Lyon, France.
- Marsalek, J., Chocat, B. (2002), International Report: Stormwater management. Wat. Sci. Tech., 46 (6/7), 1–17.
- Montoya-Coronado, V.A. (2024), Mise au point d'une méthodologie de déconnexion des eaux urbaines à l'échelle d'un bassin versant. Thèse Génie civil, INSA de Lyon, 313p.
- Sewer Overflow (CSO) Structure. Lyon: INSA Lyon, Centrale Lyon, Water and Wind engineering WWE Master, 10p.
- Tan, P.-N., Steinbach, M., Karpatne A., and Kumar, V. (2018), Introduction to Data Mining, Second Edition. Pearson, ISBN: 9780133128901.
- Vijay H. (2023), Dimensionality Reduction : PCA, tSNE, UMAP [en ligne]. Blog. Disponible sur : <https://aurigait.com/blog/blog-easy-explanation-of-dimensionality-reduction-and-techniques/>. (Consulté le 14/11/2025)
- Zhou, Q. (2014), A Review of Sustainable Urban Drainage Systems Considering the Climate Change and Urbanization Impacts. Water, 6(4), 976-992.

1^{er} CONGRÈS EAU & INTELLIGENCE

Place aux questions !

4-5-6 mars 2026