

Dans quelle mesure les propriétés de croissance bactérienne et la matière organique biodégradable dissoute contrôlent-elles la qualité de l'eau à bas débit ?

Masihullah Hasanyar^{1*}, Nicolas Flipo¹, Thomas Romary¹, Shuaitao Wang², Anice Yari²

¹ Centre de Géosciences, Mines ParisTech, 35 rue Saint-Honoré, 77305 Fontainebleau

² UMR 7619 METIS - Sorbonne Université - 4 place Jussieu - 75252 Paris

* masihullah.hasanyar@mines-paristech.fr

Résumé

Hasanyar et al. (2020) ont montré que les paramètres de croissance nette des bactéries (taux de croissance bactérienne et taux de mortalité) sont les paramètres contrôlant l'évolution de l'oxygène dissous (O_2) pendant les périodes estivales de faible débit. Cette première analyse de sensibilité a également montré de fortes interactions entre ces deux propriétés et les autres paramètres contrôlant l'évolution du système. Afin de passer outre l'effet de ces deux paramètres dominants, nous avons utilisé le modèle biogéochimique C-RIVE pour réaliser deux analyses de sensibilité (AS) de Sobol supplémentaires sur la base d'une pré-analyse du modèle dont l'objectif était de développer des scénarios d'AS permettant de réduire le nombre de paramètres du modèle et le coût de calcul ainsi que de cacher les interactions entre les paramètres. Les paramètres étudiés sont liés aux facteurs bactériens (par exemple, le rendement bactérien), à la matière organique (MO; répartition et dégradation de la MO en fractions constitutives) et aux paramètres physiques (par exemple, la réoxygénation de la rivière due à la navigation et au vent), dont les gammes de variation sont sélectionnées sur la base d'une revue bibliographique. Les résultats indiquent que la fraction biodégradable de la matière organique dissoute (BDOM) et le rendement de la croissance bactérienne sont les paramètres les plus influents dans des conditions de forte croissance bactérienne nette (= taux de croissance - taux de mortalité), tandis que le rendement de la croissance bactérienne est dominant dans des situations de faible croissance nette. Selon les résultats de cette étude, des propositions sont faites pour la mesure in situ de la BDOM dans le cadre d'un réseau de surveillance de la qualité de l'eau en zone urbaine et bien équipé qui pourrait fournir des données à haute fréquence. De plus, nous discutons de l'intégration de la BDOM dans les logiciels d'assimilation de données pour une meilleure estimation de la contribution de la BDOM à partir des conditions limites, ce qui permettrait d'améliorer la modélisation de la qualité de l'eau.

Points clés

- La décomposition de la MO par des bactéries hétérotrophes contrôle le métabolisme des cours d'eau à bas débit hors période d'efflorescence algale
- Deux analyses de sensibilité ont été réalisées afin de passer outre l'effet prédominant des croissance et mortalité bactériennes
- La matière organique biodégradable dissoute contrôle le métabolisme des rivières accueillant des communautés bactériennes à fort taux de croissance

Abstract

Hasanyar et al. (2020) showed that the net bacterial growth parameters (bacterial growth rate and mortality rate) are the parameters controlling the evolution of dissolved oxygen (O_2) during summer low flow periods. This first sensitivity analysis also showed strong interactions between these two properties and the other parameters controlling the evolution of the system. In order to override the effect of these two dominant parameters, we used the biogeochemical model to perform two additional Sobol sensitivity analyses (SA) based on a pre-analysis of the model whose objective was to develop SA scenarios that would reduce the number of model parameters and the computational cost as well as hide the interactions between parameters. The parameters studied are related to bacterial factors (e.g. bacterial yield), organic matter (OM; distribution and degradation of OM into constituent fractions) and physical parameters (e.g. river reoxygenation due to navigation and wind), whose ranges of variation are selected on the basis of a literature review. The results indicate that the biodegradable fraction of dissolved organic matter (BDOM) and bacterial growth efficiency are the most influential parameters under conditions of high net bacterial growth (= growth rate - mortality rate), while bacterial growth efficiency is dominant in situations of low net growth. Based on the results of this study, proposals are made for the in situ measurement of BDOM as part of a well-equipped urban water quality monitoring network that could provide high frequency data. In addition, we discuss the integration of BDOM into data assimilation software for better estimation of BDOM contribution from boundary conditions, which would allow for improved water quality modeling.

Key points

- OM decomposition by heterotrophic bacteria controls the metabolism of streams during low flow outside of algal bloom periods
- Two sensitivity analyses were performed to override the predominant effect of bacterial growth and mortality
- Dissolved biodegradable organic matter controls the metabolism of rivers hosting high-growth bacterial communities

1 Introduction

En période de bas débit, les rejets des stations d'épuration des eaux usées (STEP) et des déversoirs d'orage (CSO, *combined sewer overflow*) génèrent des apports conséquents en matière organique (MO) qui conduisent à des conditions hétérotrophes (Seidl et al., 1998; Vilmin et al., 2016; Garnier et al., 2020) dans la rivière où l'on peut observer des niveaux d' O_2 très bas et une forte mortalité des poissons. Par conséquent, la modélisation de la qualité de l'eau des rivières a été l'un des principaux intérêts de recherche des gestionnaires de la qualité de l'eau et des chercheurs visant à identifier les principaux déterminants de l'évolution de l' O_2 et à prédire la réponse des écosystèmes à la pression induite par l'homme, en particulier dans des conditions de faible débit.

Il a été montré que les incertitudes liées à la paramétrisation (i) de la cinétique de dégradation de la MO et (ii) de la répartition de l'apport de MO provenant des affluents, des STEP et des déversoirs d'orage influencent directement les erreurs de simulation de l'oxygène dissous en période d'étiage hors *bloom* (Wang, 2019; Wang et al., 2019, 2021). À la suite de ces premiers travaux, une analyse de sensibilité (AS) a été menée

(Hasanyar et al., 2020) avec C-RIVE (Vilmin et al., 2012; Wang et al., 2018), le module biogéochimique de PROSE-PA (Wang et al., 2019), pour étudier l'influence de la matière organique apportée au système fluvial sur l'évolution de l' O_2 et du métabolisme de la rivière pendant les périodes d'étiage. Cela a été fait via la paramétrisation de la répartition de la matière organique en fractions biodégradables et de sa dégradation par décomposition bactérienne. Un modèle de répartition a été proposé, où cinq paramètres ont été introduits pour transformer le carbone organique total (TOC) en six fractions plus petites qui sont les entrées du modèle. L'AS a été menée sur un système fluvial synthétique imitant la Seine et 17 paramètres (y compris 7 paramètres bactériens, 2 paramètres physiques, 3 paramètres de dégradation de la MO et 5 paramètres de répartition de la MO) ont été inclus dans cette étude. Les résultats ont montré la dominance globale des paramètres bactériens (taux de croissance des bactéries et son taux de mortalité) à faible débit (Hasanyar et al., 2020). Cependant, puisque les taux de croissance et de mortalité bactérienne étaient considérés comme ayant des interactions entre eux, nous avons développé une méthodologie d'analyse visant à masquer ces interactions afin de quantifier la sensibilité du modèle aux autres paramètres. Par conséquent, une pré-analyse (section 2.1) consistant en quelques simulations directes sont réalisées avec C-RIVE pour masquer l'effet des paramètres de croissance et de mortalité via l'utilisation d'un coefficient de croissance nette. Cette approche a permis de définir des conditions d'ASs spécifiques à un taux de croissance nette élevé et à un taux plus modéré. Suite à l'analyse des résultats de ces analyses (section 3), des propositions sont faites pour une meilleure intégration des paramètres influents dans la schéma d'assimilation de données 4 où le modèle est couplé avec des données d'observation pour effectuer une estimation optimale de l'évolution temporelle des paramètres ainsi que pour produire de meilleurs résultats de simulation. Enfin, quelques suggestions sont faites pour la surveillance de la qualité de l'eau dans les zones urbaines afin de répondre aux exigences de modélisation et de surveillance.

2 Matériel et méthodes

Le modèle C-RIVE (Vilmin et al., 2012; Wang et al., 2018) est utilisé comme un modèle de simulation directe permettant d'évaluer l'évolution de l'oxygène dissous dans les cours d'eau. Pour un rappel des équations, voir Hasanyar et al. (2020). 17 paramètres d'intérêt y ont été identifiés, et leurs gammes de variation définies (tableau 1).

Deux analyses de sensibilité (ASs) sont ici réalisées sur la base d'une stratégie spécifique détaillée dans la section 2.1 pour laquelle 260 000 simulations sont exécutées avec C-RIVE pour un cas test idéalisé représentant des conditions d'étiage de la Seine hors *bloom*. Pour chaque AS, une décomposition de Sobol (détaillée dans (Hasanyar et al., 2020)) est mise en œuvre pour déterminer les paramètres les plus influents. Dans cette étude, les indices de Sobol ont été calculés jusqu'au deuxième ordre afin d'observer les interactions entre chaque deux paramètres en plus de leurs effets directs et totaux.

Préalablement aux ASs, une pré-analyse est effectuée afin de développer de nouveaux scénarios qui faciliteraient l'évaluation de la sensibilité du modèle en s'affranchissant des effets d'interaction des taux de croissance et de mortalité bactérienne.

2.1 Stratégie d'analyse de sensibilité

L'objectif est d'identifier les différents scénarios pour lesquels une AS est réalisée pour quantifier l'influence de chaque paramètre sur les concentrations en oxygène dissous. Par conséquent, une pré-analyse grossière basée sur des simulations de C-RIVE mobilisant les bornes supérieures et inférieures des valeurs de quelques paramètres ciblés à partir des travaux précédents (Wang et al., 2018; Hasanyar et al., 2020) est réalisée.

Table 1. Liste des paramètres et leurs gammes de variation

Paramètres	Description	Val. Min	Val. Max	Unité	Références
TOC	Carbone organique total	1	10	[mgC/L]	
Paramètres de répartition de la MO					
t	rapport entre MO dissoute et TOC (DOM/TOC)	0.4	0.9	[-]	Hasanyar et al. (2020)
b ₁	rapport entre DOM biodégradable et DOM (BDOM/DOM)	0.1	0.5	[-]	
b ₂	rapport entre POM biodégradable et matière organique particulaire POM (BPOM/POM)	0.1	0.5	[-]	
s ₁	rapport entre DOM rapidement biodégradable et DOM biodégradable (DOM_1 /BDOM)	0.4	0.95	[-]	
s ₂	rapport entre POM rapidement biodégradable et POM biodégradable (POM_1 /BPOM)	0.4	0.95	[-]	
Paramètres de dégradation de la MO					
K _s	constante de demi-saturation pour le prélèvement de substrat par bactérie	0.02	0.15	[mgC/L]	
K _{DOM2}	constante de semi-saturation pour l'hydrolyse de DOM_2	0.2	1.5	[mgC/L]	
k _{hyd,max}	coefficient pour l'hydrolyse de DOM_2 en DOM_1	0.25	0.75	[/h]	
Paramètres bactériens					
T _{opt,hb}	Température optimale de croissance	15	30	[°C]	Wang et al. (2018)
σ _{hb}	Ecart-type de la fonction de température pour la croissance bactérienne	12.75	21.25	[°C]	
V _{sed,hb}	Vitesse de sédimentation	0	0.1	[m/h]	
K _{O₂,hb}	Constante de demi-saturation pour l'oxygène dissous	0.375	0.625	[mgO ₂ /L]	
μ _{max,hb} *	Taux de croissance maximale	0.01	0.07	[/h]	
Y _{hb}	Rendement de croissance	0.03	0.5	[-]	
mort _{hb}	Taux de mortalité	0.01	0.08	[/h]	
Paramètres physiques					
K _{navig}	Coefficient de réaération due à la navigation	0	0.05	[m/h]	
K _{wind}	Coefficient de réaération due au vent	0.885	1.475	[m/h]	

* La limite supérieure est diminuée de 0.13/h à 0.07/h afin d'éviter l'épuisement complet de l'O₂ dans les simulations

2.1.1 Pré-analyse du modèle sous les limites extrêmes des paramètres

Tout d'abord, nous devons sélectionner certains paramètres pour la pré-analyse. Nous considérons les paramètres bactériens $\mu_{max,hb}$, $mort_{hb}$ et Y_{hb} car ils ont été des paramètres influents dans l'étude de Wang et al. (2018) dans des situations de hors-bloom ainsi que dans (Hasanyar et al., 2020). Cependant, pour diminuer le nombre de paramètres et afin de trouver un moyen de limiter l'interaction de ces deux paramètres, $mort_{hb}$ et $\mu_{max,hb}$ sont représentés ensemble comme un seul paramètre appelé "croissance nette (NG)" (eq. 1).

$$NG = \mu_{max,hb} - mort_{hb} \quad (1)$$

En fixant $mort_{hb} = 0.02/h$ à sa valeur de référence et $\mu_{max,hb}$ variant entre 0.022 et 0.07/h, deux taux de croissance nette sont définis, respectivement 0.002/h et 0.05/h. Les valeurs extrêmes des autres paramètres sont tirées du tableau 1. D'autre part, comme les paramètres de répartition de la MO ne sont pas des entrées du C-RIVE, nous considérons que BDOM les représente dans le modèle. Sa gamme est calculée dans les équations (2) et (3) comme suit :

$$BDOM_{min} = TOC_{ref} * t_{ref} * b_{1,min} \quad (2)$$

$$BDOM_{max} = TOC_{ref} * t_{ref} * b_{1,max} \quad (3)$$

Ici, TOC_{ref} et t_{ref} sont identifiés respectivement à 5 mgC/l et 0.7 à partir des travaux de [Vilmin et al. \(2016\)](#). b_1 et b_2 sont fixés à la valeur moyenne identifiée par revue bibliographique ([tableau 1](#)).

Table 2. Combinaisons des trois valeurs de paramètres BDOM, NG et Y_{hb} pour les simulations directes avec C-RIVE

Sim. No.	BDOM [mgC/l]	Croissance nette [/h]	Y_{hb} [-]
1	0.35	0.05	0.03
2	0.35	0.002	0.03
3	1.75	0.05	0.03
4	1.75	0.002	0.03
5	1.75	0.05	0.5
6	1.75	0.002	0.5
7	0.35	0.05	0.5
8	0.35	0.002	0.5

Huit simulations ont été réalisées ([tableau 2](#)). Pour chacune d’entre elles, l’évolution de O_2 , DOM_1 , DOM_2 et BDOM est tracée ([figure 1](#)). Afin de distinguer facilement les huit tracés de simulations uniques à l’aide de leurs titres, tout nom de paramètre écrit en majuscules ou en minuscules signifie que la valeur maximale ou minimale du paramètre est utilisée respectivement dans cette simulation particulière. Par exemple, le graphe 3 (BDOM NG y), qui correspond à la simulation 3 dans le [tableau 2](#), est une simulation où les valeurs maximales de BDOM et de croissance nette sont utilisées, alors que la valeur minimale de Y_{hb} est mobilisée.

Les simulations 3 (BDOM NG y), 4 (BDOM ng y), 5 (BDOM NG Y) et 6 (BDOM ng Y) présentent une valeur de BDOM élevée et toutes, à l’exception de la simulation 6, démontrent un appauvrissement considérable en O_2 (Fig 1). Cela montre l’importance du BDOM dans l’épuisement de l’ O_2 . La raison de l’absence d’épuisement dans la simulation 6 pourrait être attribuée à la combinaison d’une faible croissance nette et d’un rendement élevé grâce auxquels le BDOM n’est pas consommé. Cependant, en comparant les simulations 6 (BDOM ng Y) et 7 (bdom NG Y), nous observons que même un BDOM plus faible couplé à une croissance nette élevée (simulation 7) a plus d’effet sur l’ O_2 qu’un BDOM élevé couplé à une faible croissance nette (simulation 6). Cela montre l’effet d’interaction du BDOM avec les paramètres de croissance nette, et en dépit du fait que le BDOM soit la principale exigence pour l’appauvrissement de l’ O_2 , la croissance nette doit être élevée afin de démontrer l’influence du BDOM et ainsi fournir les moyens de sa consommation qui entraînerait l’appauvrissement de l’ O_2 .

Les simulations de gauche sur la Fig 1 sont obtenues avec une croissance nette maximale, tandis que celles de droite sont obtenues avec une croissance nette minimale. Par conséquent, toutes les simulations de gauche (avec une croissance nette élevée) démontrent un appauvrissement ou une consommation d’ O_2 plus importante que celles de droite. Cela montre l’influence des paramètres de croissance nette ($\mu_{max,hb}$, $mort_{hb}$) sur le modèle à faible débit.

2.1.2 Développement de scénarios d’analyse de sensibilité (AS)

La pré-analyse du problème montre ainsi l’importance du taux de croissance nette dans le contrôle de l’oxygène dissous. Elle montre que, pour des taux élevés de croissance nette bactérienne, le paramètre BDOM a une influence importante sur la désoxygénation des eaux. Elle permet ainsi de définir deux analyse de sensibilité, l’une avec une taux de croissance nette élevé (0.07 /h), l’autre avec un taux de croissance nette faible (0.022 /h). Les paramètres des ASs sont détaillés dans le [tableau 3](#).

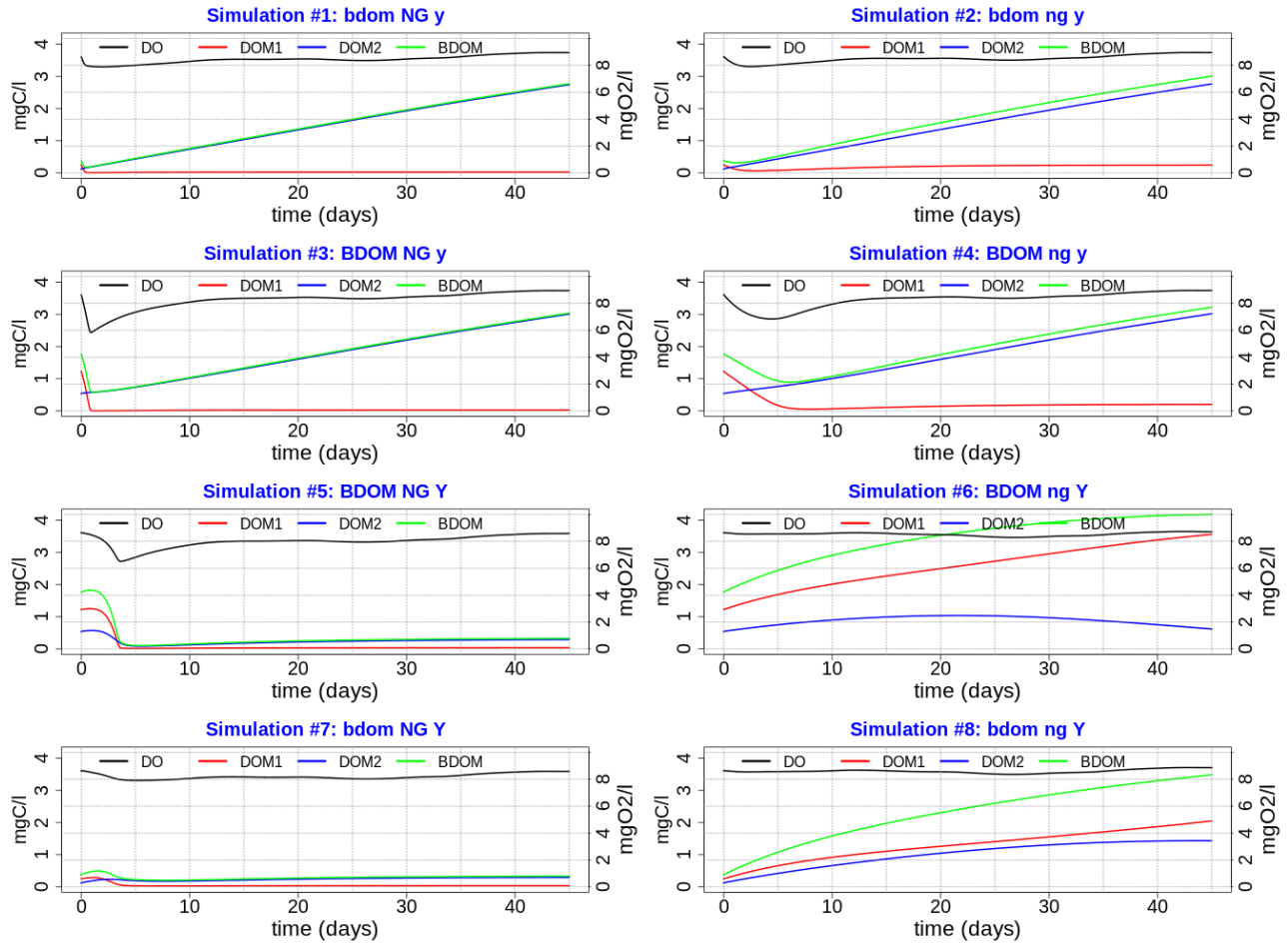


Figure 1. Simulations directes avec C-RIVE ; La codification des valeurs de paramètres est basée sur les majuscules (valeur maximale du paramètre) et minuscules (valeur minimale du paramètre) (XX yy ZZ). Par exemple, le tracé #3 (BDOM NG y) qui correspond à la simulation #3 dans le [tableau 2](#) est une simulation où les valeurs maximales de BDOM et de croissance nette sont utilisées alors que la valeur minimale est mobilisée pour le rendement bactérien Y_{hb} .

La première AS élimine la possibilité d'interaction entre la croissance nette et les autres paramètres du modèle. Il en résulte une meilleure évaluation de la sensibilité du modèle par rapport aux paramètres dont les influences pourraient être cachées par ces paramètres dominants et en interaction. La deuxième AS est effectuée pour vérifier l'hypothèse selon laquelle les paramètres autres que la croissance nette n'exercent leur influence que dans une condition de croissance nette élevée, ce qui signifie que les mêmes paramètres pourraient être considérés comme non influents dans une situation de croissance nette faible. Pour chaque AS, qui considère 12 paramètres variables ([tableau 3](#)), TOC varie entre 1 et 10 mgC/L par pas unitaire, par conséquent, cette analyse de Sobol est répétée 10 fois par AS. Pour chaque AS, les trois paramètres de répartition de la MO (t , b_1 et b_2) sont également réduits à BDOM et BPOM dont les gammes de variation sont calculées selon le système d'équations (4)-(7) :

$$BDOM_{min} = TOC * t_{ref} * b_{1,min} \quad (4)$$

$$BDOM_{max} = TOC * t_{ref} * b_{1,max} \quad (5)$$

$$BPOM_{min} = TOC * (1 - t_{ref}) * b_{2,min} \quad (6)$$

$$BPOM_{max} = TOC * (1 - t_{ref}) * b_{2,max} \quad (7)$$

Chacune des deux AS susmentionnées est mise en œuvre sur la base d'une méthodologie innovante initialement proposée par [Wang et al. \(2018\)](#) et basée sur le calcul des indices de Sobol ([Sobol, 1993](#)) aux ordres 1 et 2. En considérant D paramètres dans le modèle, V_i étant la variance partielle du paramètre i et V_{ij} étant

Table 3. Paramètres considérés pour chaque AS

Paramètres de repartition de la MO	BDOM BPOM
Paramètres de dégradation de la MO	K_s K_{DOM2} $k_{hyd,max}$
Paramètres bactériens	$T_{opt,hb}$ σ_{hb} $V_{sed,hb}$ $K_{O_2,hb}$ Y_{hb}
Paramètres physique	K_{navig} K_{wind}
nombre total de paramètres	12

l'effet d'interaction des paramètres i et j comme détaillé dans [Hasanyar et al. \(2020\)](#), les indices de Sobol de premier ordre peuvent être calculés comme suit :

$$S_i = \frac{V_i}{V} \quad (8)$$

S_i est également appelé "l'effet principal" car il représente la contribution d'un seul paramètre d'entrée i sur la variance totale V . L'indice de sensibilité totale (S_{Ti}), également appelé "effet global", est un autre indice qui représente la somme de l'indice de premier ordre (S_i) et de l'effet de l'interaction entre les paramètres et se calcule comme suit :

$$S_{Ti} = S_i + \sum_{j \neq i} S_{ij} + \dots \quad (9)$$

Ici, $S_{ij} = \frac{V_{ij}}{V}$ est appelé "indice de deuxième ordre" et il mesure l'interaction entre une paire de paramètres X_i et X_j . Par conséquent, la somme des interactions de second ordre de tout paramètre X_A avec d'autres paramètres (X_B, \dots, X_D) est considérée comme représentant l'indice de second ordre de chaque paramètre (S_2) comme suit :

$$S_{2,A} = S_{AB} + S_{AC} + \dots + S_{AD} \quad (10)$$

Le temps de calcul est de 3 heures pour chaque analyse de Sobol à TOC fixé.

3 Résultats des Analyses de Sensibilité

Cette section présente les résultats des deux AS de Sobol pendant une période de faible débit estival. Les paramètres influents de chaque analyse sont discutés dans les paragraphes suivants.

3.1 Première AS : Cas d’une forte croissance nette

Les résultats de l’AS de Sobol pour TOC = 5 mgC/l sont montrés sur la [figure 2](#). Ils sont illustrés par un diagramme à barres des indices de sensibilité totale (S_T), de sensibilité de premier ordre (S_1) et de sensibilité de second ordre (S_2) des paramètres.

Les indices de sensibilité d’ordre supérieur sont également calculés en fonction de la différence entre l’indice total et les indices de premier et de deuxième ordre ($S_T - S_1 - S_2$). Les paramètres sont classés en fonction de leur S_T et les paramètres les plus influents sont indiqués par la zone colorée en rose, qui comprend les paramètres constituant 95% de la variance totale de la sortie du modèle.

Y_{hb} et BDOM dominent le faible débit en condition de croissance nette élevée. De plus, de très faibles interactions sont observées entre les paramètres, car la quasi-totalité de leur influence globale provient de leurs effets principaux ($S_T \approx S_1$ pour chaque paramètre), ce qui confirme une fois de plus la considération précédente selon laquelle les interactions se produisent principalement en présence d’une condition de croissance nette élevée.

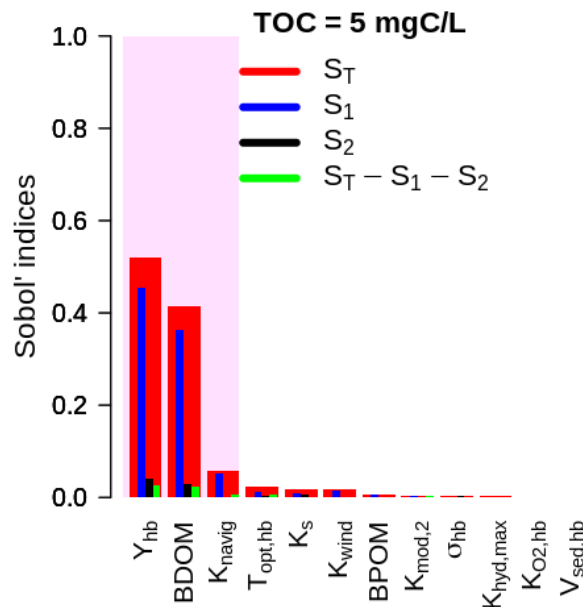


Figure 2. Résultat de la première AS de Sobol : forte croissance pour TOC = 5 mgC/l

De plus, en faisant l’AS pour tous les cas de TOC de 1-10 mgC/L et en traçant l’évolution des sensibilités totales normalisées avec le TOC, la grande sensibilité des concentrations en oxygène dissous aux rendement de croissance bactérien et à la teneur en matière organique dissoute biodégradable est confirmée ([figure 3A](#)). Cela est dû au fait que la communauté bactérienne parvient à consommer la majeure partie de BDOM, qui devient alors un facteur limitant de la croissance bactérienne dans ces conditions de croissance nette élevée. Ce résultat confirme l’hypothèse formulée dans la pré-analyse que l’influence des paramètres autres que les paramètres de croissance nette sera visible s’ils sont étudiés dans une condition de forte croissance nette. Les autres paramètres importants sont K_{navig} et K_s , dont l’influence est réduite par l’augmentation du TOC.

3.2 Deuxième AS : Cas d’une faible croissance nette

Y_{hb} est le paramètre le plus influent et également le seul paramètre influent dans une condition de faible croissance nette pour toutes les concentrations de TOC ([figure 3B](#)). Cela est parce que la communauté bactérienne ne croît quasiment pas, et donc que BDOM n’est pas un facteur limitant de la croissance bactérienne.

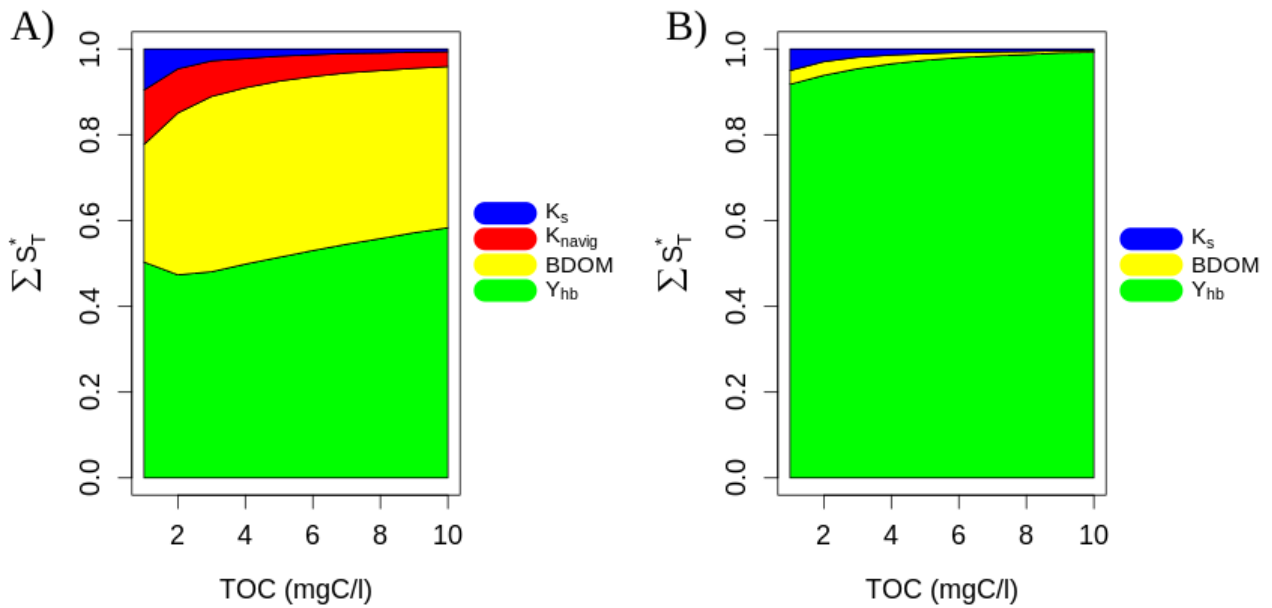


Figure 3. Résultats de (A) la première AS : forte croissance nette ; (B) la deuxième AS : faible croissance nette

3.3 Les paramètres les plus influents pendant une période de faible débit estival

L'étude précédente (Hasanyar et al., 2020) a confirmé que sur une période de faible débit estival, et quelle que soit la concentration en TOC, le taux de croissance net bactérien représenté par $mort_{hb}$ et $\mu_{max,hb}$ est prédominant et a le plus d'influence sur l'évolution de l' O_2 .

D'autre part, étant donné qu'une part importante de la sensibilité totale des paramètres bactériens provient des interactions entre paramètres, en fixant à la fois $mort_{hb}$ et $\mu_{max,hb}$ il est possible d'étudier plus en détail l'influence des autres facteurs de contrôle de la qualité de l'eau pour une période plus courte de 5 jours. Dans le cas d'un fort taux de croissance nette (première AS), BDOM et Y_{hb} apparaissent alors comme étant les paramètres les plus influents. En revanche, pour un faible taux de croissance (seconde AS), seul le rendement de croissance bactérien est influent.

Il est alors possible de synthétiser ces résultats sous la forme d'un schéma fonctionnel dans lequel plus le taux de croissance nette est élevé, plus la sensibilité du modèle à BDOM augmente. Il convient cependant de souligner que la limite supérieure réelle de la croissance nette est de 0.11/h (Wang et al., 2018) (tableau 1) par rapport à la valeur maximale ici fixée à 0.05/h afin d'empêcher l'épuisement complet de l' O_2 des simulations qui biaisent le calcul des indices de Sobol, rendant leur analyse non pertinente. On peut donc envisager que le BDOM puisse avoir une influence encore plus importante pour les valeurs extrêmes du taux de croissance nette comme envisagé par Wang et al. (2018) et susceptibles d'apparaître dans le milieu naturel.

4 Discussion

Les résultats de cette étude soulignent l'importance d'avoir une meilleure connaissance i) des flux de matière organique entrant dans le système à modéliser à l'étiage, et ii) en particulier de sa phase biodégradable dissoute (BDOM), iii) en plus de la physiologie bactérienne.

Les conséquences de ces résultats sur l'assimilation des données et sur la surveillance de la qualité de l'eau dans les zones urbaines sont maintenant brièvement explorées.

4.1 Stratégie d'assimilation de données (AD)

L'inclusion du BDOM et d'autres paramètres influents de cette étude dans les outils d'assimilation de données est importante pour améliorer les performances de ces outils à bas débit. Lors de la première application d'un filtre à particules pour l'assimilation de données dans le logiciel PROSE-PA au cours d'une année sèche (Wang et al., 2019, 2021), des écarts ont été constatés entre simulations et observations de l'oxygène dissous en période de faible débit. Ces écarts sont dus à l'effet de dégénérescence de l'outil d'assimilation de données à faible débit qui ne peut pas atteindre des concentrations en oxygène aussi basses que celles observées dans le milieu naturel. Cela est dû à une charge en matière organique biodégradable insuffisante dans le modèle du fait d'apports en BDOM sous-estimés en Seine (Wang et al., 2021).

Par conséquent, nous proposons l'intégration de BDOM (le paramètre lié à la MO le plus influent dans cette étude) comme nouveau composant du filtre particulaire de PROSE-PA afin de faciliter son estimation et par conséquent améliorer les résultats de la simulation. Conformément aux résultats de cette étude, il serait approprié de fixer l'un ou les deux paramètres $mort_{hb}$ et $\mu_{max, hb}$ afin de diminuer les interactions entre les paramètres et ainsi mieux caractériser la distribution du BDOM et des autres paramètres du modèle en cas de faible débit. Pour faciliter l'inclusion du BDOM dans tout outil d'assimilation de données, il est nécessaire d'inclure explicitement dans le code de calcul la modélisation de la répartition de la matière organique (représentée par le carbone organique total, TOC) proposé par Hasanyar et al. (2020).

4.2 Surveillance de la qualité de l'eau dans les zones urbaines

Les résultats de cette étude suggèrent la mise en place d'un système densifié de suivi de la qualité de l'eau utilisant des capteurs haute fréquence pour mesurer les informations nécessaires à l'amélioration des incertitudes du modèle et au suivi du métabolisme de la rivière à bas débit. Si un tel réseau existe en huit stations pour le suivi de l'oxygène dissous du milieu par le SIAAP depuis les années 1990, de fortes incertitudes subsistent pour la caractérisation des flux de matière organique entrant dans le système Seine, notamment par le biais de la Seine et de la Marne en amont de Paris, ainsi que par l'Oise. Compte tenu de l'importance de la contribution de la matière organique provenant des conditions limites pendant les périodes d'étiage, nous proposons l'établissement de stations de surveillance au sein d'un réseau de surveillance plus dense capable de caractériser les affluents en amont et le débit sortant des sources anthropiques, telles que les STEP et les CSO.

Cette nouvelle contrainte sur le développement des réseaux de surveillance vient s'ajouter aux critères pragmatiques classiquement proposés, à savoir (i) l'existence de sources de pollution et la variabilité de la qualité de l'eau entre les stations de surveillance existantes, (ii) l'infrastructure pour faciliter l'accès à la station, (iii) la localisation des affluents du système étudié (Dixon et al., 1999; Chilundo et al., 2008; Anvari et al., 2009; Do et al., 2012), et, moins fréquemment évoquée, (iv) la variabilité spatiale des processus (Polus et al., 2010).

Les processus hydro-biogéochimiques se déroulent à différentes échelles de temps allant de quelques minutes et heures à des semaines et des mois (Tomlinson and Carlo, 2003; Vilmin et al., 2018). Afin d'être à même d'étudier à la fois les trajectoires des systèmes (long terme) (Flipo et al., 2021) et les crises (événements transitoires tels que les débordements de déversoirs d'orage), il est pertinent de maintenir des réseaux de suivi haute fréquence dans la durée. De tels réseaux permettent ainsi de suivre l'influence des rejets de STEP mais également l'influence des déversoirs d'orage qui provoquent des baisses longitudinales d' O_2 en aval (Raimonet et al., 2015; Wang et al., 2019) en raison de la relation directe entre la respiration bactérienne et l'augmentation de la BDOM (Stanley et al., 2012).

Si l'approche suivie par le PIREN-Seine depuis ses débuts a montré toute son efficacité (Carré et al., 2021) via la détermination des propriétés des communautés d'espèces dont les propriétés étaient estimées par des expériences d'incubation menées en laboratoire (Servais et al., 1995), il apparaît aujourd'hui que le couplage entre réseaux de mesure et modélisation permet d'aborder le fonctionnement des systèmes de manière

plus dynamique, via l'identification de paramètres des communautés variables dans le temps (Wang et al., 2021). La fréquence d'échantillonnage doit ainsi être dorénavant pensée en fonction de la variabilité temporelle de la variable d'intérêt, mais également à l'aune des successions possibles d'espèces. Le suivi en continu de BDOM associé aux réseaux de mesure en Seine, comme l'ancien réseau d'autosurveillance du SIAAP, aujourd'hui rebaptisé MeSeine, ou encore les suivis réalisés par les traitiers d'eau potable comme le SEDIF qui fournissent aujourd'hui les conditions limites du modèle de la Seine, permettront ainsi d'atteindre des estimations pertinentes, tant sur les plans qualitatif que quantitatif.

Enfin, nous pensons qu'une fois qu'un modèle de qualité de l'eau capable d'assimiler des données sera validé et que ses incertitudes seront réduites de manière significative, ce modèle pourra fournir des estimations acceptables des variables de la qualité de l'eau pendant les périodes où la surveillance par échantillonnage n'est pas possible ou à des endroits où l'accessibilité pose problème (Reis et al., 2015; Jiang et al., 2020). Cet outil couplant réseau de surveillance de la qualité de l'eau et modélisation avec un filtre particulière sera un interpolateur spatio-temporel de la qualité de l'eau qui permettra de fournir des indicateurs d'état du milieu à une résolution et avec une précision encore inimaginables il y a peu de temps (Jiang et al., 2020). De plus, un tel système jetterait les bases de l'utilisation du modèle dans les études de prévision (Park et al., 2020) et de l'évaluation de différentes stratégies de gestion des rivières (Reis et al., 2015).

5 Conclusions

L'objectif de ce travail était d'étudier le rôle de la matière organique aux conditions limites et de la physiologie des bactéries dans le métabolisme de la rivière pendant une période estivale à bas débit hors bloom en approfondissant des situations où l'influence des paramètres de croissance nette est cachée. Les conclusions suivantes peuvent être tirées de cette étude :

- Tout d'abord, l'influence des paramètres autres que les paramètres de croissance nette a été évaluée sur le modèle C-RIVE en fixant les paramètres induisant l'interaction ;
- La part biodégradable de la DOM (BDOM) est un paramètre de contrôle du métabolisme de la rivière pendant les périodes estivales de faible débit. Son influence est d'autant plus importante que le taux de croissance nette des communautés bactériennes est important ;
- Les réseaux de surveillance de la qualité de l'eau doivent être densifiés pour englober toutes les conditions limites importantes contribuant au BDOM. À cet effet, la sonde Fluocopée, développée par le LEESU et le SIAAP, et actuellement en cours de déploiement pour test en milieu naturel, ouvre des perspectives stimulantes ;
- Le contenu en matière organique dissoute biodégradable de la Seine et de la Marne en amont de Paris, ainsi qu'à l'aval de l'Oise, sera un nouveau paramètre estimable par assimilation de données avec ProSe-PA.

Bibliographie

- Anvari, A., J. D. Reyes, E. Esmailzadeh, A. Jarvandi, N. Langley, and K. R. Navia (2009, April). Designing an automated water quality monitoring system for West and Rhode Rivers. In *2009 Systems and Information Engineering Design Symposium*, pp. 131–136.
- Carré, C., M. Meybeck, J. Garnier, N. Chong, J.-F. Deroubaix, N. Flipo, A. Goutte, C. Le Pichon, L. Seguin, and J. Tournebize (2021). *The Seine River Basin*, Volume 90 of *Handbook of Environmental Chemistry*, Chapter River Basin Visions : Tools and Approaches from Yesterday to Tomorrow, pp. 381–414. Cham, Switzerland : Springer.

- Chilundo, M., P. Kelderman, and J. H. O'keeffe (2008, January). Design of a water quality monitoring network for the Limpopo River Basin in Mozambique. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C* 33(8), 655–665.
- Dixon, W., G. K. Smyth, and B. Chiswell (1999, March). Optimized selection of river sampling sites. *Water Research* 33(4), 971–978.
- Do, H. T., S.-L. Lo, P.-T. Chiueh, and L. A. Phan Thi (2012, January). Design of sampling locations for mountainous river monitoring. *Environmental Modelling & Software* 27-28, 62–70.
- Flipo, N., L. Lestel, P. Labadie, M. Meybeck, and J. Garnier (2021). *The Seine River Basin*, Volume 90 of *Handbook of Environmental Chemistry*, Chapter Trajectories of the Seine River Basin, pp. 1–28. Cham, Switzerland : Springer.
- Garnier, J., A. Marescaux, S. Guillon, L. Vilmin, V. Rocher, G. Billen, V. Thieu, M. Silvestre, P. Passy, M. Raimonet, A. Groleau, S. Théry, G. Tallec, and N. Flipo (2020). Ecological Functioning of the Seine River : From Long-Term Modelling Approaches to High-Frequency Data Analysis. In *The Handbook of Environmental Chemistry*, pp. 1–28. Springer Berlin Heidelberg.
- Hasanyar, M., N. Flipo, T. Romary, S. Wang, and A. Yari (2020). Rôle de la matière organique dans le métabolisme des rivières à bas débit. PIREN-Seine phase 8 - Technical report.
- Jiang, J., S. Tang, D. Han, G. Fu, D. Solomatine, and Y. Zheng (2020, October). A comprehensive review on the design and optimization of surface water quality monitoring networks. *Environmental Modelling & Software* 132, 104792.
- Park, S., K. Kim, C. Shin, J.-H. Min, E. H. Na, and L. J. Park (2020, June). Variable update strategy to improve water quality forecast accuracy in multivariate data assimilation using the ensemble Kalman filter. *Water Research* 176, 115711.
- Polus, E., C. de Fouquet, N. Flipo, and M. Poulin (2010). Caractérisation spatiale et temporelle de la qualité des « Masses d'Eau Cours d'Eau ». *revue des sciences de l'eau* 23(4), 415–429.
- Raimonet, M., L. Vilmin, N. Flipo, V. Rocher, and A. Laverman (2015). Modelling the fate of nitrite in an urbanized river using experimentally obtained nitrifier growth parameters. *Water Research* 73, 373–387.
- Reis, S., E. Seto, A. Northcross, N. W. T. Quinn, M. Convertino, R. L. Jones, H. R. Maier, U. Schlink, S. Steinle, M. Vieno, and M. C. Wimberly (2015, December). Integrating modelling and smart sensors for environmental and human health. *Environmental Modelling & Software* 74, 238–246.
- Seidl, M., P. Servais, M. Martaud, C. Gandouin, and J. M. Mouchel (1998). Organic carbon biodegradability and heterotrophic bacteria along a combined sewer catchment during rain events. *Water Science and Technology* 37(1), 25–33.
- Servais, P., A. Barillier, and J. Garnier (1995). Determination of the biodegradable fraction of dissolved and particulate organic carbon in waters. *Ann. Limnol. - Int. J. Lim.* 31(1), 75–80.
- Sobol, I. M. (1993). Sensitivity Estimates for Nonlinear Mathematical Models. *Mathematical modelling and computational experiments* 1(4), 407–414.
- Stanley, E. H., S. M. Powers, N. R. Lottig, I. Buffam, and J. T. Crawford (2012). Contemporary changes in dissolved organic carbon (doc) in human-dominated rivers : is there a role for doc management ? *Freshwater Biology* 57(s1), 26–42.
- Tomlinson, M. S. and E. H. D. Carlo (2003). The Need for High Resolution Time Series Data to Characterize Hawaiian Streams1. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association* 39(1), 113–123.

- Vilmin, L., N. Flipo, N. Escoffier, and A. Groleau (2018). Estimation of the water quality of a large urbanized river as defined by the european WFD : what is the optimal sampling frequency? *ESPR* 25(24), 23485–23501.
- Vilmin, L., N. Flipo, N. Escoffier, V. Rocher, and A. Groleau (2016). Carbon fate in a large temperate human-impacted river system : Focus on benthic dynamics. *Global Biogeochem. Cycles* 30(7), 1086–1104.
- Vilmin, L., N. Flipo, and M. Poulin (2012). Le modèle de simulation biogéochimique C-RIVE. Technical report, PIREN-Seine.
- Wang, S. (2019). *Simulation Du Métabolisme de La Seine Par Assimilation de Données En Continu*. These de doctorat, Paris Sciences et Lettres.
- Wang, S., N. Flipo, and T. Romary (2018). Time-dependent global sensitivity analysis of the C-RIVE biogeochemical model in contrasted hydrological and trophic contexts. *Water Research* 144, 341–355.
- Wang, S., N. Flipo, and T. Romary (2019). Oxygen data assimilation for estimating micro-organism communities' parameters in river systems. *Water Research* 165, 115021.
- Wang, S., N. Flipo, T. Romary, and M. Hasanyar (2021). Particle filter for high frequency oxygen data assimilation in river systems. manuscript submitted for publication, available upon request from shuaitao.wang@upmc.fr.