Amélioration des simulations d'oxygène par intégration de la composition de la matière organique dans un modèle de qualité de l'eau

Masihullah Hasanyar[1*], Nicolas Flipo[1], Thomas Romary[1], Shuaitao Wang[2]

[1] Mines Paris - PSL, Centre de Géosciences, 35 rue Saint-Honoré, 77305 Fontainebleau

[2] Sorbonne Université, CNRS, EPHE, UMR Metis, 75005 Paris, France

[*] masihullah.hasanyar@mines-paristech.fr

Résumé

La première mise en œuvre d'un algorithme de filtre particulaire dans un modèle hydro-biogéochimique a permis de mieux représenter la simulation de l'oxygène dissous dans les systèmes fluviaux. Toutefois, des écarts significatifs persistent pendant les périodes estivales de faible débit. Lors d'une analyse de sensibilité, la partie biodégradable de la matière organique dissoute (BDOM) provenant des conditions limites et son équivalent (b_1) se sont avérés avoir une influence pendant les périodes de faible débit estival hors bloom où une activité de croissance nette bactérienne élevée est observée. Par conséquent, b_1 est incorporé dans le logiciel d'assimilation de données ProSe-PA et comme preuve de concept, plusieurs études de cas sont menées pour prouver que son ajout dans le schéma d'assimilation permet d'améliorer les simulations. Cette modification permet une meilleure simulation de l'oxygène dissous pendant les périodes de faible débit où la croissance nette est élevée, et aide également à mieux identifier la distribution postérieure des paramètres bactériens tels que la croissance bactérienne et le taux de rendement. Pour détecter b_1, BDOM doit être au moins limitant à la station d'assimilation.

Points clés

- Les paramètres physiologiques des communautés de bactéries sont observables dans des conditions de croissance nette faible et élevée
- Un modèle explicite de répartition de la matière organique (MO) est intégré dans ProSe-PA
- La biodégradabilité de la MO dissoute peut être caractérisée en assimilant les données d'oxygène dans ProSe-PA

Abstract

The first implementation of a particle filter algorithm into a hydro-biogeochemical model provided a better representation of dissolved oxygen simulation in river systems. However, mismatches were found during summer low flow periods. Upon a sensitivity analysis, BDOM, the biodegradable dissolved organic matter portion of organic matter originating from boundary conditions and its equivalent (b_1) were found to be influential during summer non-bloom low flow periods with a high bacterial net growth activity. b_1 is therefore incorporated in ProSe-PA data assimilation software and several case studies are conducted as a proof of concept. It leads to a better simulation of dissolved oxygen during low flow periods of high net growth, and it also helps better identifying the posterior distributions of bacterial parameters such as that of maximum bacterial growth and bacteria yield rates. To detect b_1, BDOM shall be at least limiting at the assimilation station.

Key points

- The physiological parameters of bacteria communities are observable under both low and high net growth conditions
- The repartition model of organic matter (OM) is incorporated in ProSe-PA
- The biodegradability of dissolved OM can be characterized by assimilating oxygen data in ProSe-PA

1 Introduction

La modélisation de la qualité de l'eau pendant les périodes de sécheresse ou de faible débit présente actuellement des écarts persistants entre les concentrations d'oxygène dissous (OD) observées et simulées (Vilmin et al., 2018; Wang, 2019). Ces écarts sont potentiellement liés à la représentation du métabolisme des cours d'eau à ces périodes ou à une mauvaise estimation des flux de substrats circulant dans le système et favorisant la boucle microbienne. Du point de vue des mécanismes à l'œuvre dans le milieu, des hypothèses ont été émises pour expliquer ces écarts, comme l'existence d'incertitudes provenant de la composition organique (MO), en particulier celle de la matière organique dissoute biodégradable (Wang et al., 2022), de la respiration benthique (Hutchins et al., 2020) et des incertitudes sur les taux de dégradation et de nitrification (Yang et al., 2010).

De manière générale, les modèles de qualité de l'eau ne sont pas capables de simuler l'oxygène dissous avec précision à bas débit (Hasanyar et al., 2021). La procédure de calibration-validation par défaut a été utilisée par la communauté scientifique pour trouver des valeurs optimales des paramètres du modèle (Even et al., 1998; Whitehead et al., 1997), mais l'équifinalité (Polus et al., 2011) et le statut statique des paramètres sont les principaux inconvénients de cette méthode. En effet, les rivières sont susceptibles de subir des écoulements provenant de sources ponctuelles ou diffuses qui modifient les populations de microorganismes et leurs physiologies, influant par exemple sur leurs taux de croissance et de mortalité (Garnier et al., 1992). Par conséquent, différentes communautés peuvent devenir dominantes dans un milieu aquatique selon la saison et leur population. Ainsi, il est nécessaire de disposer d'un outil où les paramètres physiologiques des microorganismes peuvent être dynamiques dans le temps.

La disponibilité de capteurs pouvant mesurer l'oxygène dissous à haute fréquence fournit les moyens de développer des outils d'assimilation de données tels que ProSe-PA, qui simule l'hydro-biogéochimie de la

Seine et estime dynamiquement les paramètres du modèle (Wang et al., 2022) en fournissant leurs distributions statistiques. Cependant, le problème de la simulation précise de l'oxygène dissous à l'étiage hors bloom (surestimation de l'oxygène dissous simuluée) persiste. Il est possible que les erreurs de simulation de l'oxygène dissous soient dues à l'incertitude sur la composition organique (MO), en particulier celle de la matière organique dissoute biodégradable (BDOM), provenant des conditions limites du modèle. Lors de ces périodes récurrentes, ProSe-PA estime des distributions a posteriori (des paramètres du modèle centrés sur des valeurs extrêmes pour les paramètres bactériens (taux de croissance maximal élevé ($\mu_{max,HB}$) et taux de rendement faible (Y_{HB})), ce qui signifie que l'outil d'assimilation cherche à diminuer le niveau d'oxygène dissous sans succès du fait de l'insuffisance de BDOM dans le système.

Une analyse de sensibilité a été réalisée pour comprendre le rôle de la MO sur l'évolution de l'oxygène dissous (Hasanyar et al., 2021). Un modèle de répartition a été proposé pour la MO, dans lequel différents paramètres ont été utilisés pour en représenter les différentes fractions. Les résultats ont montré qu'en plus des paramètres bactériens de taux de croissance et de rendement, le paramètre b_1, la part de BDOM dans la MO, avait une influence significative sur l'évolution de l'oxygène dissous. De plus, l'augmentation de la BDOM, qui pourrait être due à un changement des conditions limites, peut modifier les communautés bactériennes dans les systèmes fluviaux (Landa et al., 2013). Par conséquent, l'ajout de b_1 dans le schéma d'assimilation de ProSe-PA est nécessaire afin de non seulement fournir de meilleures simulations de l'oxygène dissous, mais aussi de caractériser l'incertitude de la mesure de BDOM et de la MO à partir des conditions limites du modèle.

Dans ce rapport, nous avons d'abord intégré le modèle de répartition de la MO s'appuyant sur le carbone organique total (COT) pour le décliner en entrées de modèle. Ensuite, nous avons ajouté b_1 comme nouveau paramètre dans le filtre à particules de ProSe-PA, puis nous avons créé des données synthétiques d'observation de l'oxygène dissous en utilisant des valeurs de paramètres prédéfinies. Enfin, nous avons effectué l'assimilation avec et sans b_1 afin de démontrer comment l'inclusion de b_1 aide à fournir une meilleure estimation de l'oxygène dissous et également comment elle aide à identifier une distribution a posteriori à la fois pour lui-même et pour les paramètres bactériens. Nous montrons avec ces études de cas synthétiques qu'il est possible d'identifier la composition de la MO à partir de l'assimilation de données d'oxygène dissous.

2 Matériel et méthodes

2.1 ProSe-PA

ProSe-PA est un logiciel hydro-biogéochimique créé en couplant le modèle ProSe (Even et al., 1998, 2007; Flipo et al., 2004, 2007) avec un filtre particulaire (Wang et al., 2019, 2022) pour simuler les indicateurs de qualité de l'eau dans un système fluvial. Il effectue une assimilation de données sur des données à haute fréquence telles que celles de l'oxygène dissous afin de fournir des résultats de simulation de l'oxygène dissous améliorés et des distributions statistiques pour les paramètres du modèle.

Puisque nous nous intéressons à l'assimilation des données de l'oxygène dissous, nous examinons les équations liées à l'oxygène dissous de ProSe afin de mieux comprendre comment ce processus est intégré et quels sous-processus sous-tendent la cinétique de l'oxygène dissous. La concentration d'oxygène dissous dans une rivière dépend des processus physiques, bactériens et phytoplanctoniques comme suit :

$$\frac{d[O_2]}{dt} = \frac{d[O_2]}{dt}_{physique} + \frac{d[O_2]}{dt}_{phytoplanctonique} + \frac{d[O_2]}{dt}_{bact} \quad (1)$$

Cependant, comme le processus bactérien domine le métabolisme pendant la période de faible débit (Wang et al., 2018; Hasanyar et al., 2021), nous ne nous intéressons qu'à ce processus en question et à ses équations subséquentes. Le lecteur est invité à consulter Wang et al. (2018) pour obtenir les listes détaillées des para-

mètres physiques, bactériens et phytoplanctoniques. L'équation 2 explicite le rôle du prélèvement de la matière organique par les bactéries sur la diminution de la concentration en oxygène dissous :

$$\frac{d[O_2]}{dt}_{bact} = -\tau_{HB}(1 - Y_{HB}) \times \frac{\mu_{max,HB}\frac{[S]}{[S]+K_s} \times [HB] \times e^{\frac{-(T-T_{opt,HB})^2}{\sigma_{HB}^2}}}{Y_{HB}} \quad (2)$$

$[HB]$: concentration en bactéries hétérotrophes $[mgCL^{-1}]$
τ_{HB} : 1.0 $[molO_2/molC]$ pour une oxydation complète de la MO dans le processus de respiration
Y_{HB} : taux de rendement de la croissance des bactéries hétérotrophes [-]
S : substrat (matière organique) prélèver par les bactéries $[mgCL^{-1}]$
$T_{opt,HB}$: température optimale pour la croissance des bactéries $[°C]$
$\mu_{max,HB}$: taux de croissance maximale des bactéries à $T_{opt,HB}$ $[h^{-1}]$
σ_{HB} : écart-type de la fonction température des bactéries $[°C]$
K_s : constante de Monod ou constante de demi-saturation pour le prélèvement de substrat par bactérie $[mgCL^{-1}]$

Parmi les paramètres du modèle HSB ici utilisés (Billen et al., 1988; Servais, 1989; Billen, 1991), seuls $\mu_{max,HB}$ et Y_{HB} sont influents à bas débit et dans la condition de croissance nette élevée (Hasanyar et al., 2021). D'autre part, un modèle de répartition a été proposé pour la MO où le carbone organique total est réparti entre ses six petites fractions (entrées du modèle) en utilisant cinq paramètres (Hasanyar et al., 2020). Parmi eux, seul b_1 a été trouvé comme un paramètre contrôlant la composition de la MO et ayant une influence sur l'oxygène dissous (Hasanyar et al., 2021).

$$b_1 = \frac{BDOM}{DOM}$$

$BDOM$: MO dissoute biodégradable (= $BDOM_1$ + $BDOM_2$) $[mgCL^{-1}]$
DOM : MO dissoute $[mgCL^{-1}]$

Ici, $BDOM_1$ est la MO dissoute rapidement biodégradable (dans 5 jours) et $BDOM_2$ est la MO dissoute lentement biodégradable (dans 45 jours). Trois paramètres sont ici utilisés pour l'assimilation de données, dont les gammes de variation sont présentées dans le Tableau 1. Le lecteur intéressé est invité à se référer à Hasanyar et al. (2020) pour plus d'informations sur les paramètres de répartition de la MO.

Table 1. Liste des paramètres pour l'assimilation de données et leurs gammes de variation

Paramètre	Description	Min.	Max.	Unité
b_1	rapport ratio BDOM et DOM	0.1	0.5	[-]
$\mu_{max,hb}$	taux de croissance maximale des bactéries	0.01	0.07	$[h^{-1}]$
Y_{hb}	taux de rendement de la croissance des bactéries	0.03	0.5	[-]

2.2 Assimilation de données dans ProSe-PA par la méthode du filtre particulaire

Le logiciel ProSe-PA comprend un filtre particulaire comme méthode d'assimilation de données (Wang et al., 2019, 2022). Son principe de base réside dans le fait qu'au lieu de lancer une seule simulation avec des valeurs de paramètres prédéfinies, Np (Nombre de particules) simulations sont lancées entre chaque pas d'assimilation. Ces informations sur les particules sont en fait les valeurs des paramètres de l'assimilation de données qui sont échantillonnées à partir de leurs gammes de variation dans le tableau 1. Par conséquent,

Np simulations relatives à Np combinaisons différentes des paramètres sont lancées. Cela conduit à Np sorties différentes (concentrations d'oxygène dissous) au prochain pas de temps. Les paramètres autres que les paramètres faisant l'objet de l'assimilation de données sont les mêmes dans toutes les Np simulations. Autrement dit, chacun des paramètres de l'assimilation de données dispose alors d'une distribution composée de Np valeurs qui chacune fournit une valeur d'oxygène dissous au prochain pas de temps. Ensuite, en comparant l'oxygène dissous simulé avec l'oxygène dissous observé provenant des données expérimentales, cette méthode évalue l'efficacité de chaque particule : les particules dont les combinaisons de paramètres avaient fourni une meilleure estimation de l'oxygène dissous, obtiendront des poids plus élevés que celles ayant fourni de mauvaises estimations de l'oxygène dissous. Enfin, la distribution de chaque paramètre est mise à jour sur la base des poids et est utilisée pour relancer les simulations Np jusqu'au prochain pas de temps où cette procédure est répétée.

2.3 Étude de cas

Une étude de cas synthétique d'une longueur de L km est conçue avec un débit constant de 80 $m^3 s^{-1}$ afin de simuler la période d'étiage hétérotrophe hors bloom (Fig. 1) en Seine à la traversée de l'agglomération parisienne. Il s'agit d'un tronçon d'une largeur de 100 m et d'une profondeur d'écoulement de 5,4 m où le point amont représente le débit entrant de la Seine (Tableau 2). Dans cette étude, la station située à $pk_{observation}$ est considérée pour l'assimilation et celle située à $pk_{validation}$ est utilisée pour valider les résultats en termes de simulation de l'oxygène dissous.

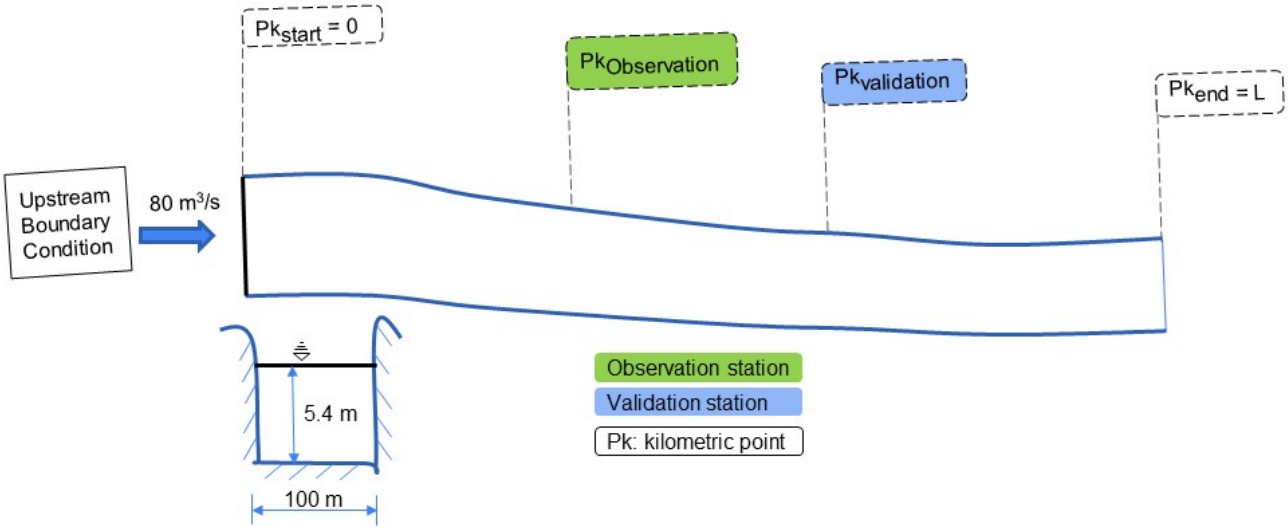

Figure 1. Schéma synthétique représentant un tronçon de L km de la Seine

2.4 Génération des données d'observation

Les données d'observation de l'oxygène dissous (y_t^*) ont été créées synthétiquement en exécutant des simulations directes avec des valeurs cibles spécifiques des trois paramètres d'assimilation de données (Tableau 3). Ensuite, les résultats de ces simulations (y^{ref}) ont été perturbés par une erreur gaussienne (moyenne de zéro

Table 2. Conditions aux limites en amont

no°	item	Concentrations	Unité
1	TOC	6.0	[mgCL^{-1}]
2	NO_2	0.022	[mgNL^{-1}]
3	NO_3	3.70	[mgNL^{-1}]
4	TSS	3.73	[mgL^{-1}]
5	PO_4	0.072	[mgPL^{-1}]
6	O_2	9.1 (saturé)	[mg$O_2{}^{-1}$]
7	HB	0.01	[mgCL^{-1}]
8	Phytoplanc.	0.0	[mgCL^{-1}]
9	NH_4	0.11	[mgNL^{-1}]
10	T_{mean}	20	°C

Table 3. Liste des valeurs des paramètres ciblés utilisées pour la création de données d'observation synthétiques

Expérience	Description	L (km)	$\mu_{max,hb}$ (h^{-1})	Y_{hb} (-)	b_1 (-)
n°1	sans b_1	50	0.07	0.25	0.35
n°2	avec b_1	50	0.07, 0.03	0.25	0.25, 0.35, 0.45

et écart type de 1 %, $y_t^* = y_t^{ref} + \epsilon_t, \quad \epsilon_t \sim N(0, (0.01 \times y_t^{ref})^2)$) et utilisées comme données d'observation pour chaque étude de cas d'assimilation selon la stratégie proposée dans la section suivante.

2.5 Stratégie d'assimilation des données

Deux types d'assimilations de données sont menés. Le premier ne considère pas les variations de b_1, alors que le second le fait varier au même titre que la croissance bactérienne et son rendement. Ainsi, dans l'expérience n°1, b_1 est fixé à 0,35 afin de créer les données synthétiques comme indiqué dans le tableau 3 et l'assimilation de données est ensuite lancée avec les deux paramètres $\mu_{max,hb}$ et Y_{hb}, mais b_1 est alors fixé à 0,25 afin de démontrer ce qui se passe si nous avons des informations incertaines sur les conditions aux limites.

Ensuite, dans l'expérience n°2, les trois valeurs b_1 de 0,25, 0,35 et 0,45 sont visées pour la création de données synthétiques ainsi que pour la récupération par l'assimilation de données . L'expérience n°2 est menée dans des conditions de taux de croissance nette faible et élevé ($\mu_{max,hb}$ = 0.03 et 0.07, respectivement) afin de tester si b_1 n'est réellement influent qu'à taux de croissance net élevé Hasanyar et al. (2021). Nous utilisons deux stations d'assimilation pour ces deux expériences situées respectivement à pk20 et pk40.

2.6 Paramètres numériques

Dans cette étude, le nombre de particules (Np) est de 4000 pour assurer la convergence des résultats. Le seuil de rééchantillonnage (le seuil à partir duquel la filtre particulaire commence à rééchantillonner les valeurs des toutes les Np particules), α, est de 0,3, et la marche aléatoire (la quantité de perturbation des paramètres après avoir été rééchantillonnés) est de 1 % pour $\mu_{max,hb}$ & Y_{hb} et de 2 % pour b_1. La période d'assimilation de données est considérée comme étant de 17 jours. Le temps de calcul avec 20 processeurs (Intel(R) Xeon(R) E5-2640 et fréquence de 2.40GHz) est de 3,5 heures.

Le critère statistique RMSE est utilisé pour évaluer la performance du modèle (l'oxygène dissous simulé, y_t^{sim}) par rapport à l'oxygène dissous synthétique observé (y_t^{obs}) à la station de validation. Cette évaluation est

considérée pour les temps entre le jour 3 (car la MO atteint le point d'observation situé à 40 km de l'amont en 3 jours) et la longueur de la période d'assimilation (T) :

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=3}^{T}(y_t^{sim} - y_t^{obs})^2}{N_{obs}}} \quad (3)$$

où N_{obs} est le nombre d'observations pendant la fenêtre d'assimilation considérée (t→T).

3 Résultats et discussion

3.1 Assimilation de données sans caractérisation de la matière organique

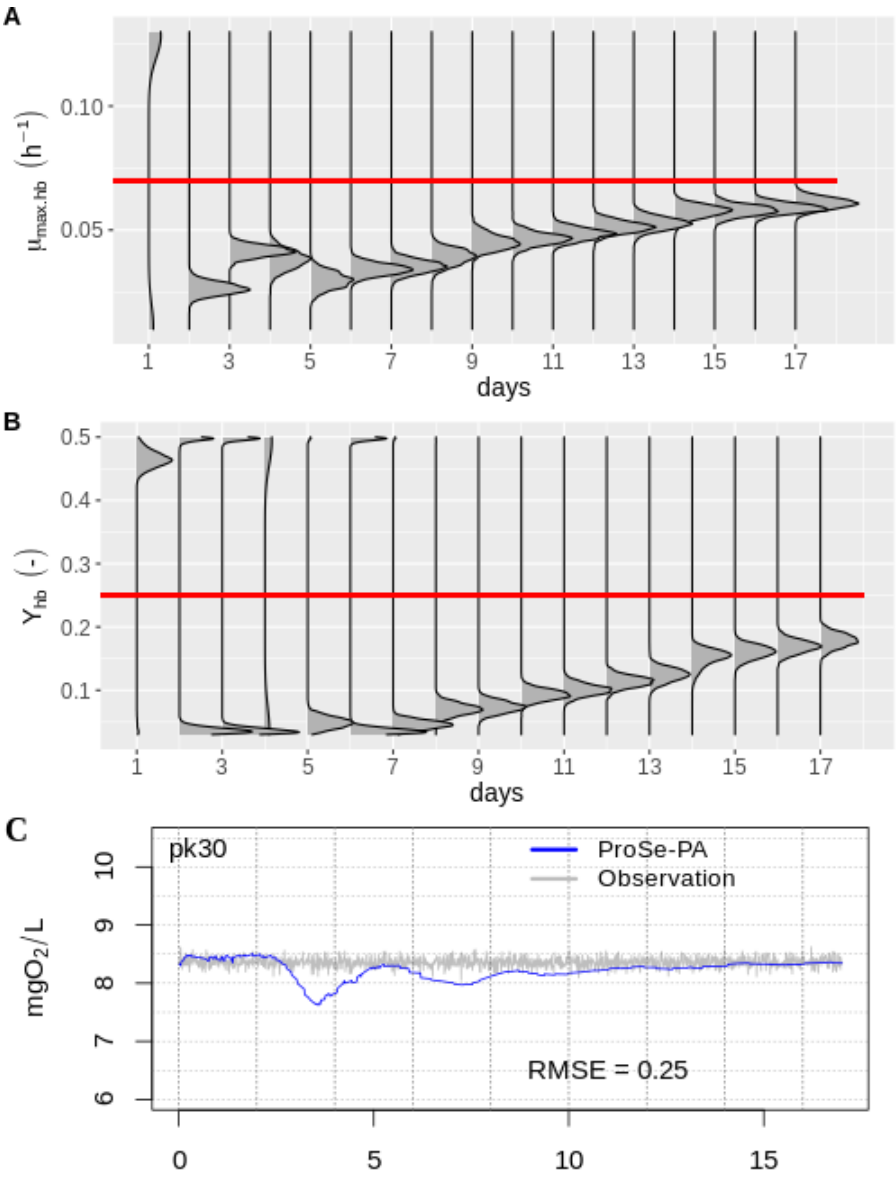

Figure 2. Résultats de l'expérience n°1 : A et B) Distributions à posteriori des taux de croissance et de rendement. La ligne rouge montre la valeur du paramètre ciblé censé être atteint par assimilation de données . C) Moyenne d'ensemble de l'oxygène dissous simulée par ProSe-PA par rapport à l'oxygène dissous observé à la station de validation (pk30)

Comme le montre la figure 2, il n'est pas possible de simuler des niveaux d'oxygène dissous pertinents ni d'identifier correctement les propriétés physiologiques des communautés bactériennes lorsque la quantité

de matière organique biodégradable est largement sous-estimée en amont du modèle (fraction de matière organique dissoute rapidement biodégradable fixée à 25% au lieu de 35% du carbone organique dissous). Ce résultat est en accord avec les conclusions de Wang et al. (2022) où les valeurs extrêmes des deux paramètres, taux de croissance et rendement de croissance bactérien, sont identifiées pendant toute la période estivale de faible débit et où un écart significatif persiste entre les concentrations d'oxygène dissous simulées et observées.

3.2 Assimilation de données avec estimation de la biodégradabilité de la MO

Cette expérience est menée dans les deux conditions de croissance nette, haute et basse, afin de tester les conclusions de Hasanyar et al. (2021). Les auteurs avaient conclu que sous un taux de croissance nette élevé, b_1 et les paramètres de croissance bactérienne et de rendement sont influents, et qu'ils doivent donc être identifiables par l'assimilation de données. En revanche, sous un taux de croissance nette faible, b_1 n'est pas influent, donc on ne peut pas s'attendre à ce que ce paramètre soit identifiable, alors que les taux de croissance et de rendement sont influents, et donc identifiables.

3.2.1 À croissance bactérienne nette élevée

La figure 3 montre les résultats de l'expérience n°2 lorsque b_1 est ajouté dans le schéma d'assimilation de données et simulé sous une condition de taux élevé de croissance bactérienne nette. Comme on peut l'observer, par rapport à l'expérience n°1, nous obtenons ici non seulement une très bonne correspondance entre l'oxygène dissous observé et simulé, mais nous pouvons également estimer avec précision les valeurs cibles de la croissance bactérienne et du rendement, ainsi que celle de b_1. Ce résultat confirme également la possibilité d'identifier b_1 sous une croissance nette élevée en raison de son influence dans l'analyse de sensibilité menée par Hasanyar et al. (2021). Cependant, dans le cas de b_1 = 0,45, nous ne sommes pas capables de retrouver la valeur cible de b_1. Cela est dû au fait que $BDOM_1$ est alors disponible en grande quantité à la station d'assimilation. La consommation d'oxygène par la communauté bactérienne n'est alors plus limitée par la quantité de matière organique, et par conséquent non identifiable par le filtre particulaire.

3.2.2 À croissance bactérienne nette faible

La figure 4 montre les résultats de l'assimilation de données lorsque b_1 est ajouté dans le schéma d'assimilation simulé sous une condition de faible taux de croissance bactérienne nette. Nous obtenons de très bonnes correspondances entre l'oxygène dissous simulé et observé pour les trois différents scénarios de b_1, tout en étant à même d'identifier les valeurs cibles des paramètres de croissance et de rendement bactériens. Par contre, la quantité de matière organique dissoute biodégradable n'est pas identifiable. Une fois de plus, les conclusions de Hasanyar et al. (2021) quant à l'influence des paramètres sont confirmées.

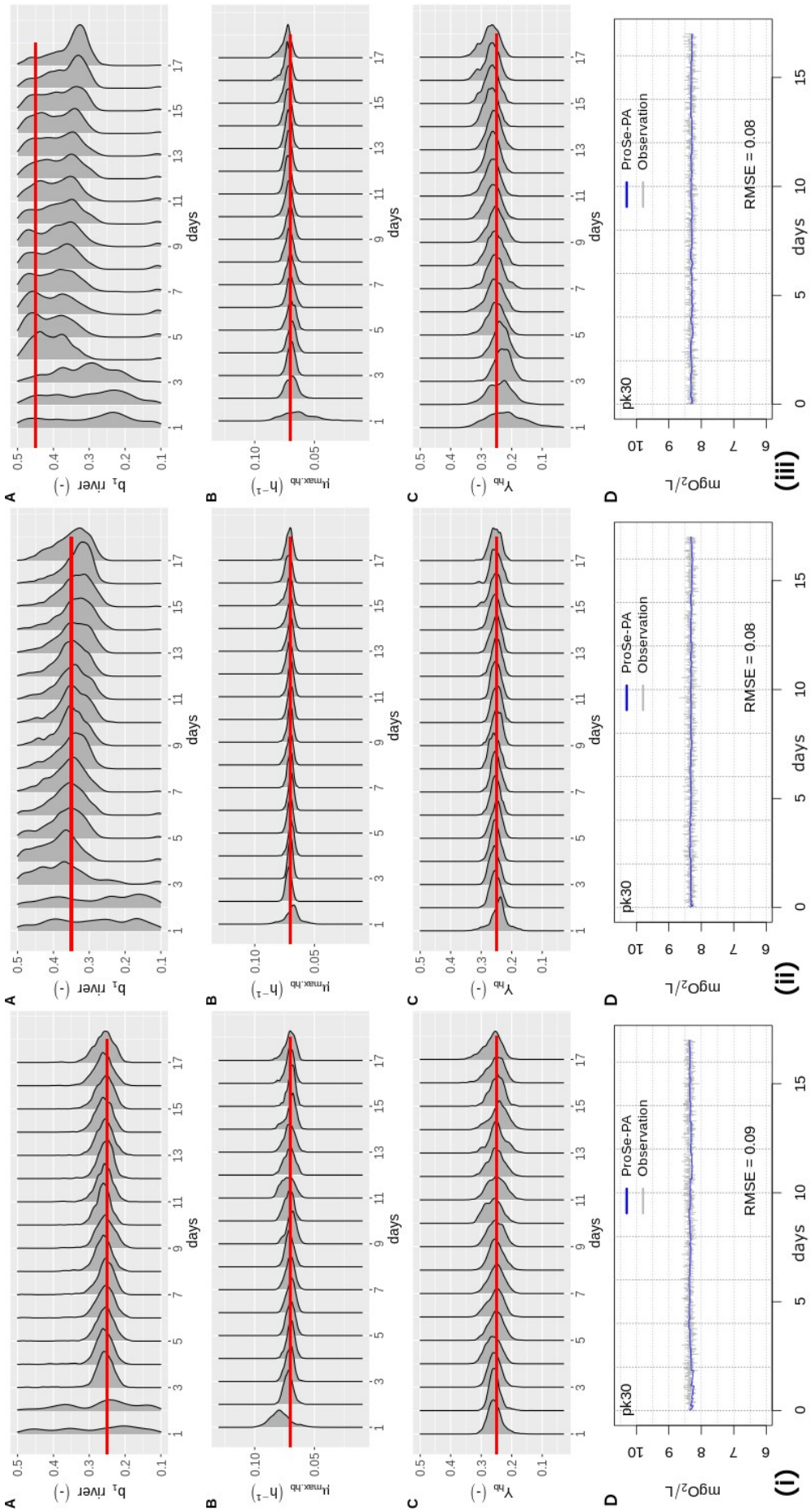

Figure 3. Résultats de l'expérience n°2 sous une croissance nette élevée : (i), (ii) et (iii) montrent les résultats avec b_1 égal à 0,25, 0,35 et 0,45, respectivement. A, B et C) Distributions à posteriori de b_1, et taux de croissance et de rendement. La ligne rouge montre la valeur du paramètre ciblé censée être récupérée par assimilation de données . D) Moyenne d'ensemble de l'oxygène dissous simulée par ProSe-PA par rapport à l'oxygène dissous synthétique observée à la station de validation (pk30)

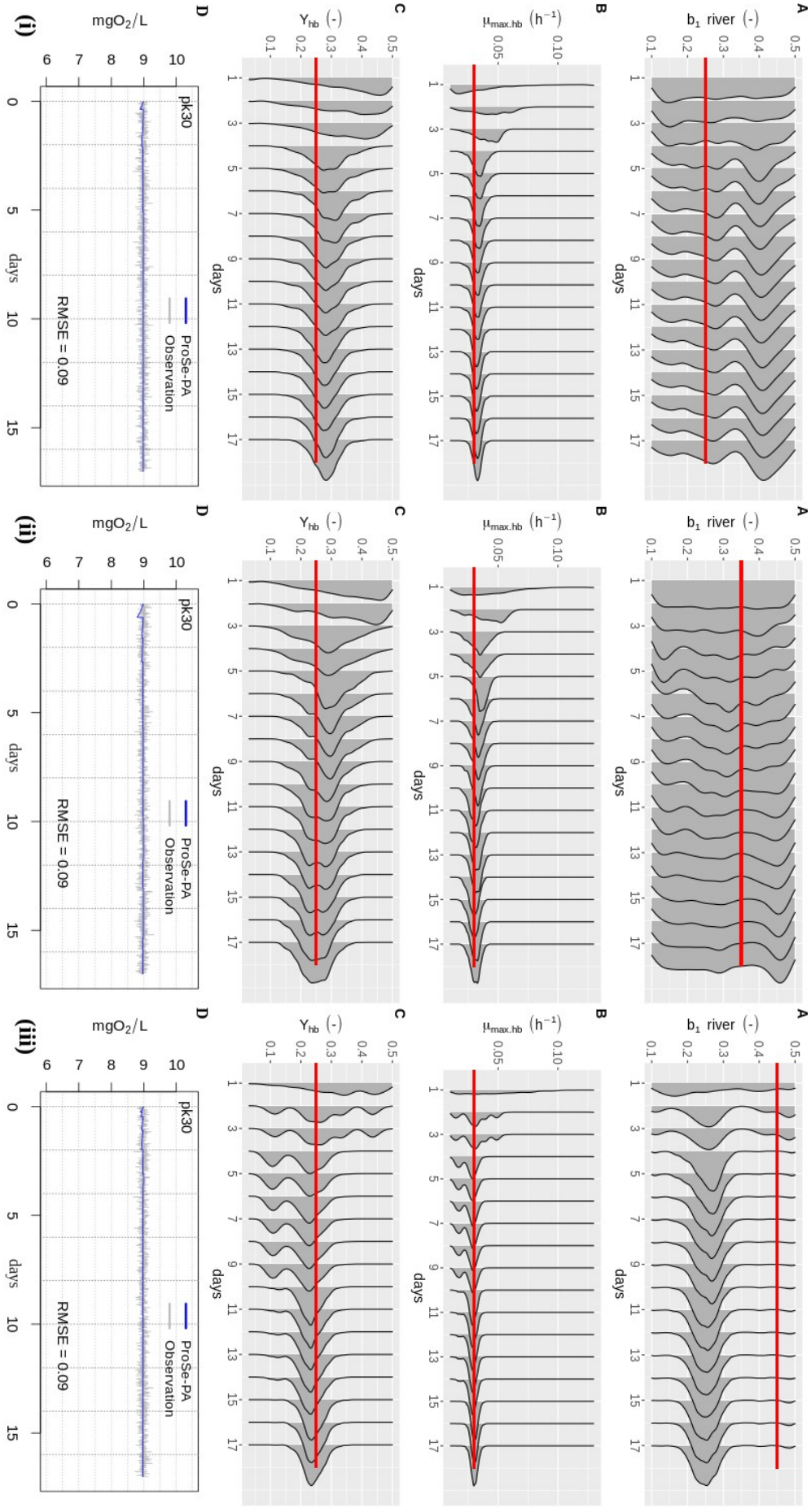

Figure 4. Résultats de l'expérience n°2 sous une croissance nette faible : (i), (ii) et (iii) montrent les résultats avec b_1 égal à 0,25, 0,35 et 0,45, respectivement. A, B et C) Distributions à posteriori de b_1, et taux de croissance et de rendement. La ligne rouge montre la valeur du paramètre ciblé qui était censée être récupérée par assimilation de données . D) Moyenne d'ensemble de l'oxygène dissous simulée par ProSe-PA par rapport à l'oxygène dissous synthétique observée à la station de validation (pk30)

3.2.3 Réflexions sur le positionnement des stations d'observation pour l'assimilation de données

Afin de comprendre pourquoi nous avons pu identifier b_1 sur la figure 3 pour 0,25 et 0,35 mais pas pour 0,45, nous examinons les profils longitudinaux de $BDOM_1$ de ces trois scénarios (figure 5A) et les comparons au diagramme de Monod qui représente la dépendance de la croissance bactérienne à la présence de matière organique dissoute rapidement biodégradable. En utilisant une demi-saturation en substrat organique, K_s, de 0,025 mgC L^{-1} et un taux de croissance maximale de 0,07 h^{-1}, on obtient la figure 5B.

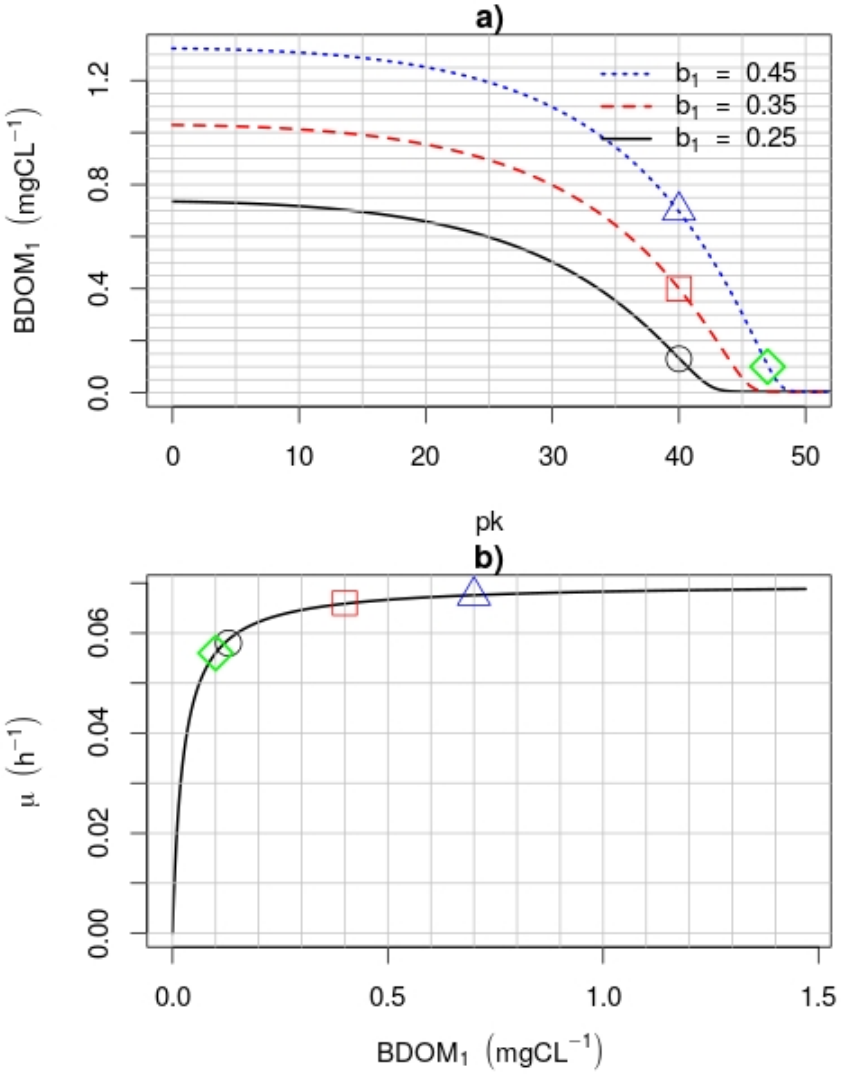

Figure 5. A) Profils longitudinaux (en kilomètres) de $BDOM_1$ pour différentes valeurs de b_1, B) Diagramme de Monod représentant l'évolution du taux de croissance bactérienne en fonction de la teneur en matière organique dissoute rapidement biodégradable du milieu

D'après la figure 5A, une station de suivi située à 40 km de la source de matière organique contraint mieux le modèle qu'une station située à seulement 20 km de la source. En effet, la matière organique est plus limitante à 40 km qu'à 20 km de la source de matière organique. D'autre part, en augmentant b_1, la distance d'épuisement de $BDOM_1$ augmente. En traçant la concentration de $BDOM_1$ à pk40 sur le diagramme de Monod pour chaque scénario de b_1, nous observons que pour b_1 = 0,25 (cercles noirs), nous sommes dans une région où $BDOM_1$ est limitant. Pour b_1 = 0,35 (carrés rouges), nous sommes dans la transition entre le domaine où $BDOM_1$ est limitant et le niveau asymptotique du diagramme de Monod, tandis que b_1 = 0,45 est dans la gamme asymptotique (triangles bleus). Cela signifie que pour identifier b_1 dans l'assimilation de

données à partir d'une seule station, il faut que la valeur de $BDOM_1$ soit dans la gamme de limitation du diagramme de Monod, ce qui signifie que la station d'assimilation doit être située entre le point de limitation et d'épuisement de $BDOM_1$.

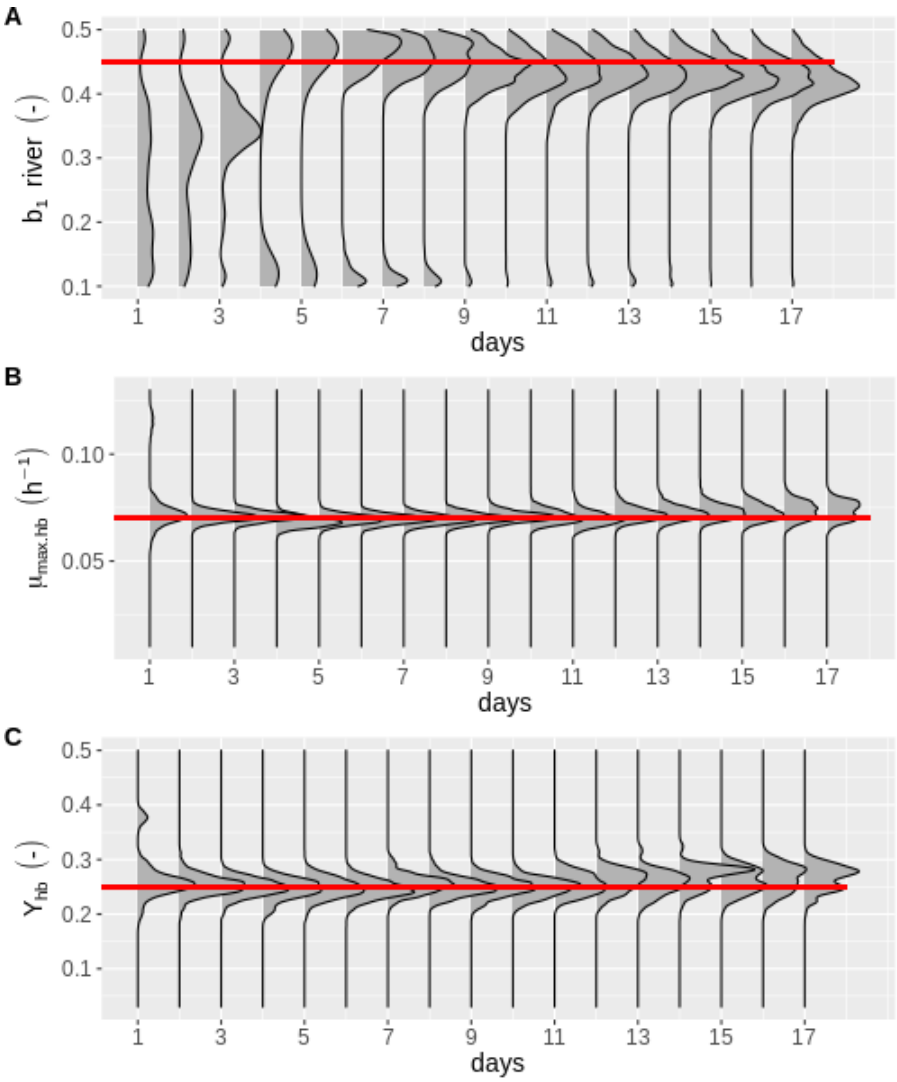

Figure 6. A, B et C) les distributions à postérieurs de b_1, et taux de croissance et de rendement pour b_1=0.45

Pour tester cette hypothèse, et également pour atteindre la valeur de b_1 = 0,45 par assimilation de données , nous déplaçons la station d'assimilation de pk40 vers pk47, où $BDOM_1$ = 0,1 mgC/l (losanges verts figure 5) et procédons à nouveau l'assimilation de données pour le scénario b_1 = 0,45. Nous sommes cette fois capables d'identifier la valeur cible de b_1 (Fig. 6).

4 Conclusions

L'objectif de ce travail est d'évaluer le rôle d'un paramètre représentant la part de matière organique dissoute biodégradable dans le schéma d'assimilation de données d'un modèle de qualité de l'eau pendant une période d'étiage hors bloom. À cet effet, nous nous appuyons sur un cas test synthétique représentatif des conditions en Seine à la traversée de l'agglomération parisienne. Dans un premier temps, il a été montré que sans b_1 parmi les paramètres assimilables, ni les paramètres de physiologie bactérienne, ni l'oxygène dissous ne peuvent être correctement modélisés. Ensuite, le paramètre b_1 a été ajouté dans le modèle en plus des pa-

ramètres déjà existants représentant la physiologie des bactéries. Les résultats ont montré que b_1 n'est pas observable sous un taux de croissance nette faible en raison de l'absence d'une activité bactérienne suffisante, alors que les paramètres de physiologie des bactéries ont été détectés. Cependant, sous condition de croissance nette élevée, la valeur cible de b_1 a été identifiée et une très bonne correspondance a été observée entre l'oxygène dissous simulé et observé. Nous concluons que pour pouvoir simuler la qualité de l'eau à faible débit, l'ajout du paramètre décrivant la part de MO biodégradable est nécessaire parmi les paramètres de ProSe-PA. Comme perspective pour cette étude, nous devons déterminer quel est le meilleur emplacement pour l'installation d'une station d'assimilation et si nous sommes capable de détecter le changement dans la physiologie des bactéries et dans la composition de la matière organique.

Bibliographie

Billen, G. (1991). Protein Degradation in Aquatic Environments. In T. D. Brock and R. J. Chróst (Eds.), *Microbial Enzymes in Aquatic Environments*, pp. 123–143. New York, NY : Springer New York.

Billen, G., C. Lancelot, E. Becker, and P. Servais (1988). Modelling microbial processes (phyto- and bacterioplankton) in the Schelde estuary. *Hydrobiological Bulletin 22*(1), 43–55.

Even, S., J. M. Mouchel, P. Servais, N. Flipo, M. Poulin, S. Blanc, M. Chabanel, and C. Paffoni (2007). Modeling the impacts of Combined Sewer Overflows on the river Seine water quality. *Science of The Total Environment 375*(1-3), 140–151.

Even, S., M. Poulin, J. Garnier, G. Billen, P. Servais, A. Chesterikoff, and M. Coste (1998). River ecosystem modelling : Application of the PROSE model to the Seine river (France). *Hydrobiologia 373*(0), 27–45.

Flipo, N., S. Even, M. Poulin, M.-H. Tusseau-Vuillemin, T. Ameziane, and A. Dauta (2004). Biogeochemical modelling at the river scale : Plankton and periphyton dynamics : Grand Morin case study, France. *Ecological Modelling 176*(3), 333–347.

Flipo, N., C. Rabouille, M. Poulin, S. Even, M.-H. Tusseau-Vuillemin, and M. Lalande (2007). Primary production in headwater streams of the Seine basin : The Grand Morin river case study. *Science of The Total Environment 375*(1), 98–109.

Garnier, J., G. Billen, P. Servais, and P. Servais (1992). Physiological characteristics and ecological role of small and large sized bacteria in a polluted river (Seine River, France). *Arch. Hydrobiol. Beih. 37*, 83–94.

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, PIREN-Seine.

Hasanyar, M., T. Romary, S. Wang, and N. Flipo (2021). How bacteria' growth properties and biodegradable dissolved organic matter control water quality at low flow ? manuscript submitted for publication, available at doi.org/10.5194/bg-2021-333.

Hutchins, M., G. Harding, H. Jarvie, T. Marsh, M. Bowes, and M. Loewenthal (2020). Intense summer floods may induce prolonged increases in benthic respiration rates of more than one year leading to low river dissolved oxygen. *Journal of Hydrology X 8*, 100056.

Landa, M., M. T. Cottrell, D. L. Kirchman, S. Blain, and I. Obernosterer (2013, May). Changes in Bacterial Diversity in Response to Dissolved Organic Matter Supply in a Continuous Culture Experiment. *Aquatic Microbial Ecology 69*(2), 157–168.

Polus, E., N. Flipo, C. de Fouquet, and M. Poulin (2011). Geostatistics for assessing the efficiency of a distributed physically-based water quality model : Application to nitrate in the Seine River. *Hydrol. Process. 25*(2), 217–233.

Servais, P. (1989). Modélisation de la biomasse et de l'activité bactérienne dans la Meuse belge. *rseau 2*(4), 543–563.

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.

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 (2022, May). Particle filter for high frequency oxygen data assimilation in river systems. *Environmental Modelling & Software 151*, 105382.

Whitehead, P. G., R. J. Williams, and D. R. Lewis (1997). Quality simulation along river systems (quasar) : model theory and development. *Sciences of Total Environment 194/195*, 447–456.

Yang, C.-P., W.-S. Lung, J.-T. Kuo, and J.-H. Liu (2010). Water Quality Modeling of a Hypoxic Stream. *Pract. Period. Hazard. Toxic Radioact. Waste Manage. 14*(2), 115–123.