

## Evaluation des modèles de calcul des flux polluants des rejets urbains par temps de pluie

### *Evaluation of Urban Stormwater Quality Models*

ASSEM KANSO\*, BRUNO TASSIN

Centre d'Enseignement et de Recherche Eau, Ville et Environnement,  
Ecole Nationale des Ponts et Chaussées, 6-8 avenue Blaise Pascal, 77455 Marne-la-Vallée – France  
e-mail : chebbo@cereve.enpc.fr

GHASSAN CHEBBO

Centre d'Enseignement et de Recherche Eau, Ville et Environnement,  
Ecole Nationale des Ponts et Chaussées, 6-8 avenue Blaise Pascal, 77455 Marne-la-Vallée – France  
e-mail : chebbo@cereve.enpc.fr  
Faculté de Génie, Université Libanaise. Rue de l'aéroport, Beyrouth – Liban  
Tél. : +33(0)1 64 15 36 30, Fax : +33(0)1 64 15 37 64

*The use of urban stormwater quality models necessitates the estimation of their outputs'uncertainty level. The results of the application of a Monte Carlo Markov Chain method based on the Bayesian theory for the calibration and uncertainty analysis of a storm water quality model commonly used in available software are presented in this paper. The tested model estimates the accumulation, erosion and transport of pollutants on surfaces and in sewers using a hydrologic/hydrodynamic scheme. The model was calibrated for 4 different initial conditions of in-sewer deposits. Calibration results showed a large variability in the model's outputs in function of the initial conditions and demonstrated that the tested model's predictive capacity is very low.*

### I ■ INTRODUCTION

Depuis les années 70, un nombre important de programmes de recherches ont montré que les rejets urbains de temps de pluie (RUTP) sont des vecteurs de pollution importants pour les milieux récepteurs. Cette pollution résulte du lessivage des surfaces urbaines et de l'entraînement des dépôts accumulés dans les collecteurs par l'eau de pluie, qui peut éventuellement être mélangée à des eaux usées, avant de rejoindre le milieu naturel.

La maîtrise de ces rejets, dans le but de préserver et reconquérir la qualité des écosystèmes aquatiques, constitue un enjeu important pour les gestionnaires des réseaux d'assainissement. Pour cette raison de nombreux outils de modélisation ont été développés depuis 1971 et utilisés dans les logiciels commerciaux afin d'estimer les flux polluants des RUTP (Infoworks, Mouse Urban, SWMM, ...). Ces modèles sont basés sur des combinaisons de sous modèles décrivant les processus de génération et de transport des polluants sur la surface des bassins versants et dans les réseaux d'assainissement en temps de pluie.

Cependant, une enquête faite sur l'utilisation des modèles de calcul des flux polluants (MCFP) en assainissement en France en 2001 [1] a montré que ces modèles n'étaient que rarement utilisés par les bureaux d'études. L'enquête a montré qu'ils sont considérés comme non rentables vu le prix élevé des campagnes de calage et n'apportant qu'une très faible plus-value par rapport aux modèles hydrauliques en raison de leur niveau de précision.

L'objectif de cette étude est d'évaluer la performance d'un modèle de calcul de flux polluants souvent utilisé dans

les logiciels actuels. Les procédures classiques de mise en œuvre, et en particulier les opérations d'optimisation des paramètres, ne permettent ni une estimation de la signification des valeurs optimales des paramètres, ni une quantification réaliste des incertitudes liées au pouvoir prédictif du modèle.

Pour analyser ce type de modèle nous proposons d'utiliser une méthode de Monte Carlo par Chaîne de Markov basée sur l'approche bayésienne dont l'efficacité en terme de calage des modèles complexes a fait l'objet d'une grande attention pendant la dernière décennie dans le domaine de l'environnement et particulièrement en hydrologie [2]. Contrairement aux techniques classiques de calage, cette méthode ne se limite pas à identifier un jeu optimal de paramètres, mais aide aussi à estimer, et à réduire si possible, les incertitudes dans les valeurs de ces paramètres. La robustesse et l'efficacité de cette méthode d'évaluation des modèles ont été démontrées dans le cas des modèles de calcul de flux polluants des RUTP, pour différents processus correspondant à différentes échelles de bassin versant urbain [3] :

- Accumulation et érosion des polluants sur les voiries [4]
- Erosion des dépôts dans un collecteur du réseau d'assainissement parisien [5]
- Accumulation et érosion des polluants à l'échelle d'un bassin versant unitaire de 42 ha, où le bassin versant est décrit comme un tout et pour lequel les processus sur les surfaces et dans les collecteurs sont décrits conceptuellement comme une seule entité [6].

Dans cet article, le bassin versant est décrit de manière détaillée, à l'échelle des sous-bassins versants. Les processus d'accumulation, d'érosion et de transport des polluants sur

les surfaces et dans le réseau sont pris en compte, au sein d'un modèle hydrologique/hydrodynamique. Le modèle testé a été choisi en se basant sur les résultats des études mentionnées précédemment. Ce modèle est appliqué à l'échelle du bassin versant urbain du Marais, d'une surface de 42 ha, situé au centre de Paris. Il est discrétisé en un ensemble de sous bassins versants connectés par des collecteurs. La disponibilité et la qualité des données acquises sur le Marais lors d'une campagne de mesure conduite sur ce bassin versant [7] permettent de disposer d'une base exceptionnelle pour la mise en œuvre de cette méthode.

## II ■ MÉTHODE D'ÉVALUATION DES MODÈLES

### ● II.1 L'APPROCHE BAYÉSIENNE

L'approche bayésienne considère qu'il existe deux sources d'informations à propos d'un paramètre inconnu  $\Theta$  d'un modèle : une information, *a priori*, basée sur des données historiques ou sur la connaissance initiale du modélisateur, et une information *a posteriori* obtenue par des observations ou par expérience. Par suite, l'information sur les paramètres ( $\Theta$ ) est actualisée à partir d'une connaissance *a priori* des paramètres, représentée par une probabilité  $P(\Theta)$ , vers une probabilité *a posteriori*  $P(\theta|D)$  en utilisant les informations dans les données observées  $D$ . Ceci est fait suivant la théorie de Bayes dont l'équation est :

$$P(\theta|D) = \frac{P(D|\theta) \cdot P(\theta)}{\int P(D|\theta) \cdot P(\theta) \cdot d\theta} \quad (1)$$

Où le dénominateur  $\int P(D|\theta) \cdot P(\theta) \cdot d\theta$  est une constante de normalisation destinée à assurer que  $\int P(\theta|D) \cdot d(\theta) = 1$ .

Le terme  $P(D|\theta)$  est la probabilité conditionnelle des observations pour une valeur hypothétique de paramètre  $\Theta$ . Elle est donnée par la fonction de vraisemblance du modèle.

En supposant que les résidus (non expliqués par la structure du modèle) résultant de la différence entre les réponses simulées par le modèle et celles observées sont des réalisations indépendantes d'une variable aléatoire normale  $N(0, \sigma^2)$ , la fonction de vraisemblance peut être estimée sous la forme multiplicative suivante :

$$P(D|\theta) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{(2 \cdot \pi \cdot \sigma^2)^{1/2}} \cdot e^{-\frac{(Y_i - f(X_i, \theta))^2}{2 \cdot \sigma^2}} \quad (2)$$

Où  $(Y_1, \dots, Y_n)$  est le vecteur des réponses observées  $Y$ ,  $(X_1, \dots, X_n)$  est le vecteur des données d'entrée,  $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_p)$  est le vecteur de  $p$  paramètres inconnus, et  $f()$  est la réponse simulée par le modèle.  $\sigma$  et  $\Theta$  sont considérés des paramètres à estimer.

L'application du théorème de Bayes nécessite une connaissance *a priori* sur les paramètres. Dans notre cas où existent peu d'informations *a priori* sur les paramètres, nous choisissons de ne favoriser aucune valeur initiale de paramètres en donnant une densité de probabilité *a priori* uniforme pour l'espace des valeurs possibles de ( $\Theta$ ). Ceci veut dire que toutes les informations *a posteriori* sur les paramètres seront contenues dans la fonction de vraisemblance et par suite dans les données observées. Dans ce cas, l'objectif le plus intéressant du calage selon le paradigme bayésien, est d'inférer la distribution de probabilité *a posteriori*  $P(\theta|D)$ .

### ● II.2 ESTIMATION D'INCERTITUDES DANS LES PARAMÈTRES : ALGORITHME DE METROPOLIS

En pratique, il est difficile voire impossible d'estimer la distribution *a posteriori* via un calcul analytique direct. De plus, les approximations classiques de la distribution *a posteriori* par une loi multi-normale peuvent conduire à des mauvais résultats, surtout dans le cas des modèles complexes avec assez peu de données disponibles pour le calage [8 2].

La technique d'échantillonnage de Monte Carlo par chaîne de Markov « MCMC » a été abondamment étudiée durant la dernière décennie en raison de sa commodité pour échantillonner des distributions de larges dimensions ( $\theta^i, i = 1, \dots, n$ ). L'algorithme de Metropolis a été choisi parmi la famille des techniques de MCMC en raison de sa simplicité de mise en œuvre et de sa généralité [9].

L'idée de base de cet algorithme est de construire une chaîne stochastique récursive dans l'espace de valeurs possibles des paramètres du modèle, qui permet de générer, par une procédure de tirage aléatoire, un échantillon large des jeux de paramètres  $Ma(t) = Maccu \cdot Simp$  selon la distribution *a posteriori* réelle des paramètres. Cet algorithme nécessite seulement une estimation de la fonction de vraisemblance du modèle pour mettre à jour les valeurs des paramètres à chaque itération.

L'analyse des distributions *a posteriori* des paramètres obtenues permet une évaluation de incertitudes et des interdépendances des paramètres et fournit des informations sur la sensibilité des réponses du modèle aux paramètres.

### ● II.3 Evaluation du pouvoir prédictif du modèle : Méthode de Monte Carlo

La propagation des distributions *a posteriori* des paramètres dans le modèle via la méthode de Monte Carlo permet d'obtenir les intervalles de confiance (5-95 % des réponses simulées) du modèle et d'estimer les limites du modèle lui-même en explorant l'espace des paramètres vraisemblables. D'autre part, les intervalles de confiance, construits à partir de la loi *a posteriori* des paramètres tenant compte des aléas naturels sur les mesures (résidus  $N(0, \sigma^2)$ ) permettent de tester le pouvoir prédictif du modèle pour reproduire le processus dans le cas réel.

### III ■ APPLICATION

#### ● III.1 Le modèle

Le site expérimental choisi est le bassin versant urbain unitaire « Le Marais » d'une superficie de 42 ha (Figure 1). Le bassin versant du Marais est discrétisé en 20 sous-bassins versants déversants sur les 3 collecteurs principaux du bassin versant.

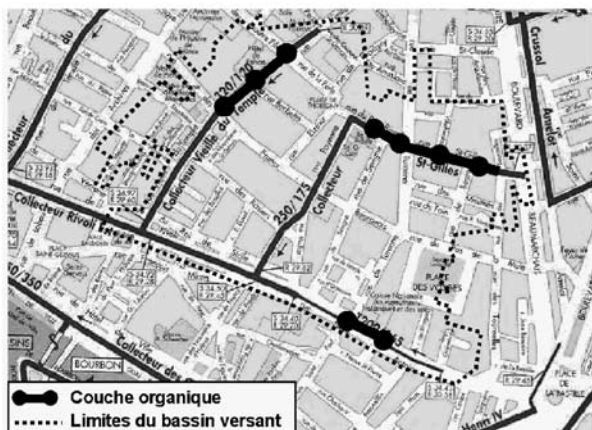


Figure 1 : Le site expérimental : bassin versant du Marais.

Le modèle de calcul de flux polluants testé dans cette étude est composé de :

- Un modèle d'accumulation instantanée sur les sous-bassins versants pendant la période de temps sec (Equation (3)). Ce modèle est choisi en se basant sur les résultats obtenus par Kanso *et al.* [4], suggérant que l'accumulation des polluants sur les surfaces de voiries du bassin du Marais se fait rapidement après la fin de l'événement pluvieux précédant et que la durée du temps sec précédant l'événement pluvieux est non significative.

$$Ma(t) = M_{accu} \cdot S_{imp} \quad (3)$$

Où  $Ma(t)$  (kg) est la masse de stock disponible,  $S_{imp}$  (ha) est la surface imperméable,  $M_{accu}$  (kg/ha) est un paramètre de calage représentant la masse accumulée sur le sous-bassin versant.

- Un modèle d'érosion des polluants sur les sous-bassins versants, couramment utilisé dans la littérature [10]. Ce modèle suppose que l'érosion est proportionnelle à la masse de stock disponible et au débit écoulé à l'exutoire du sous bassin versant.

$$\frac{dMa(t)}{dt} = -Wero \cdot q(t)^w \cdot Ma(t) \quad (4)$$

Avec  $q(t)$  débit ruisselé à l'exutoire par unité de surface imperméable (mm/h),  $Wero$  et  $w$  sont les paramètres de calage.

- Un modèle de transport solide dans le réseau d'assainissement, constitué d'un modèle d'advection, couplé simultanément avec le modèle de Velikanov d'érosion / dépôt des sédiments dans les collecteurs. Le modèle de Velikanov, souvent utilisé dans de nombreux logiciels (FLUPOL [11], HORUS [12]), suppose que la capacité de transport  $CT$  (mg/l) est fonction des conditions hydrauliques dans le collecteur (Equation (5)).

$$CT = \eta \cdot \frac{s \cdot \rho_w}{s-1} \cdot \frac{U}{W_c} \cdot J \quad (5)$$

$\eta = \eta_{min}$  pour  $CT = CT_{min}$  ;  $\eta = \eta_{max}$  pour  $CT = CT_{max}$

Si  $C < CT_{min}$  Erosion jusqu'à ce que  $C = CT_{min}$

Si  $CT_{min} < C < CT_{max}$  Transport sans érosion ni dépôt

Si  $C > CT_{max}$  Dépôt jusqu'à ce que  $C = CT_{max}$ .

Avec  $\rho_w$ , masse volumique de l'eau (kg/m<sup>3</sup>) ;  $s$  et  $W_c$  (m/sec) densité et vitesse de chute des sédiments ;  $U$  (m/sec) vitesse moyenne de l'eau dans le collecteur ;  $J$  pente de la ligne d'énergie (m/m) ;  $\eta_{min}$  et  $\eta_{max}$  sont les paramètres de calage.

Le modèle testé est un modèle de simulation événementielle et nécessite une connaissance des conditions initiales dans le réseau. La masse initiale du stock des dépôts dans les collecteurs est particulièrement critique car nous ne disposons pas d'informations précises ni sur sa valeur ni sur la localisation dans les collecteurs. Ceci représente une source additionnelle d'incertitudes dans le modèle. Afin d'évaluer cette incertitude, plusieurs hypothèses sur la localisation des dépôts et sur leur masse sont testées : (i) pas de stock érodable de dépôt dans le réseau ; (ii) un stock de dépôt uniformément réparti dans les collecteurs (= 1 kg/m<sup>2</sup>) ; (iii) un stock de dépôt infini dans tous les collecteurs ; (iv) et finalement un stock de dépôt localisé à l'amont des 3 tronçons de collecteurs principaux du bassin de Marais en se basant sur les résultats expérimentaux obtenus sur ce site (Figure 1) [13].

#### ● III.2 Données expérimentales utilisées

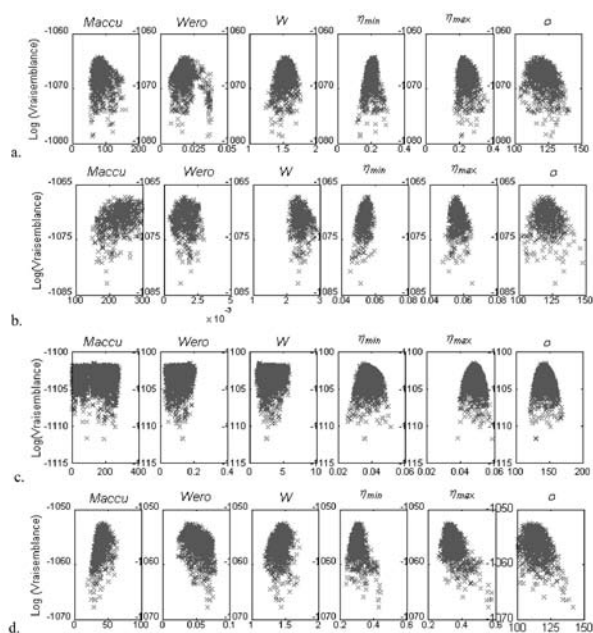
La base de données utilisée est constituée des polluto-graphes en matières en suspension (MES) mesurés pour 40 événements pluvieux à l'exutoire du bassin versant sur une période de 16 mois entre 1996 et 1997 [7]. Le tableau 1 présente les caractéristiques de ces 40 événements pluvieux. La modélisation hydraulique du bassin du Marais réalisée avec le logiciel CANOE [14] détermine les conditions hydrauliques à l'exutoire des 20 sous bassins versants et dans le réseau d'assainissement pour chaque événement pluvieux.

### IV ■ RÉSULTATS

Une distribution de probabilité uniforme a été utilisée pour représenter les connaissances *a priori* sur les paramètres. La convergence vers la distribution *a posteriori* des paramètres par l'algorithme de Metropolis est assurée par la réalisation de 10 000 itérations. La Figure 2 présente le tracé en nuage de points de la probabilité de vraisemblance en fonction des paramètres du modèle pour les 4 conditions initiales

Tableau 1. Caractéristiques des événements pluvieux utilisés.

	Durée (hh :min)	Durée de période temps sec (jours)	Hauteur de pluie (mm)	Intensité moyenne (mm/h)	Imax sur 5 min (mm/h)
Minimum	0:10	0.02	0.98	0.45	1.15
Maximum	12:32	37	30	34.8	89.6
Moyenne	3:27	4.1	7.9	3.6	20.5



**Figure 2 : Tracés en nuage de points de la fonction de vraisemblance en fonction des paramètres  $Maccu$  (kg/ha),  $Wero$ ,  $W$ ,  $\eta_{min}$ ,  $\eta_{max}$  et  $\sigma$  (mg/l) pour les 4 conditions initiales : a. pas de stock érodable dans le réseau ; b. stock limité de dépôts ; c. stock illimité de dépôts ; et d. stock à l'amont des collecteurs.**

concernant la localisation des dépôts dans les collecteurs. Ce tracé reflète la sensibilité du maximum de la fonction de vraisemblance aux variations dans les valeurs des différents paramètres du modèle.

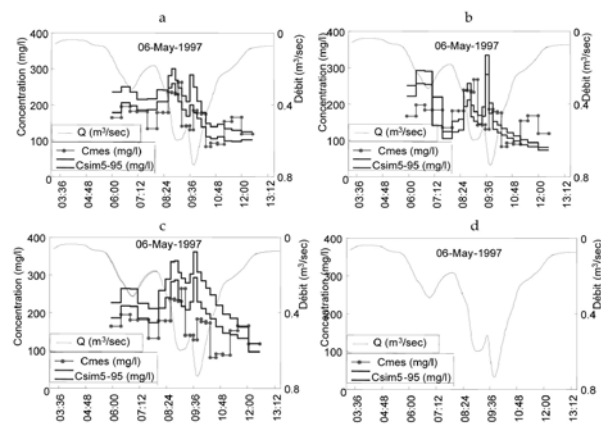
Les valeurs optimales obtenues des paramètres (correspondant à la valeur maximale de la fonction de vraisemblance) varient sensiblement en fonction des conditions initiales principalement entre les conditions initiales de stock uniformément réparti (Figures 2.b. et 2.c.) et les deux autres conditions initiales. Ceci est vrai aussi bien pour les paramètres de temps sec et de temps de pluie sur les sous-bassins versants que pour les paramètres de transport solide dans les collecteurs. Par exemple, les paramètres de transport solide variant de 0,036 à 0,303 pour  $\eta_{min}$  et de 0,0484 à 0,317 pour  $\eta_{max}$ .

De plus, les résultats ont montré l'existence de larges incertitudes dans les valeurs estimées des paramètres de temps sec et de temps de pluie sur les sous-bassins versants pour les 2 conditions d'un stock uniformément réparti dans les collecteurs, particulièrement dans le cas où le stock est supposé infini (Figure 2.c.). Cette difficulté dans l'estima-

tion des paramètres des sous bassins versants est expliquée par le fait que les pollutogrammes simulés par le modèle calé à l'exutoire du bassin versant dépendent non seulement des flux entrants des sous-bassins versants mais aussi des conditions hydrauliques dans les tronçons aval. Celles-ci peuvent toujours suffire à compenser les flux entrants dans ces tronçons pour atteindre la capacité de transport calculée par le modèle. Par la suite le pollutogramme à l'exutoire ne dépend que de la capacité de transport dans les tronçons aval quelle que soit l'importance de l'apport venant de l'amont du bassin versant. Pourtant, ceci ne suffit pas à obtenir un bon fonctionnement du modèle calé dans la reproduction des pollutogrammes mesurés.

Les résultats des simulations montrent une variabilité importante des réponses du modèle en fonction de la condition initiale sur la localisation des dépôts dans les collecteurs. A titre d'exemple, la figure 3 montre les pollutogrammes mesurés et simulés pour l'événement pluvieux du 06/05/1997 (utilisé pour le calage) pour les différentes hypothèses testées. Elle montre que le comportement du modèle est très sensible à l'hypothèse faite sur les dépôts dans les collecteurs. Cette sensibilité représente une forme d'incertitude dans les réponses du modèle difficile à réduire tant que nous ne disposons pas d'informations plus précises sur les conditions initiales du bassin versant.

Les résultats du modèle calé ont montré sa difficulté à reproduire les pollutogrammes mesurés ainsi que les mas-



**Figure 3 : Concentrations mesurées et intervalle 5-95 % de concentration simulée en MES pour les événements pluvieux : a. pas de stock érodable dans le réseau ; b. stock limité de dépôts ; c. stock illimité de dépôts ; et d. stock à l'amont des collecteurs principaux du bassin du Marais.**

Tableau 2. Valeurs optimales de l'écart type des résidus  $\sigma$  entre les réponses du modèle et celles observées obtenues pour les différentes conditions initiales dans les collecteurs.

Configuration	Pas de stock	stock uniforme 1 kg/m <sup>2</sup>	Stock illimité	Stock à l'amont
$\sigma$ (mg/l)	117	116	141	109

ses totales des flux polluants mesurées à l'exutoire par événement pluvieux pour la moitié des ces événements. Concernant l'autre moitié pour lesquelles le modèle arrive à approximer les masses mesurées à l'exutoire, il n'explique qu'une faible partie de la variation de la concentration en MES pendant le même événement.

Le tableau 2 présente une comparaison des valeurs optimales de l'écart type des résidus  $\sigma$  entre les réponses du modèle obtenues pour les différentes hypothèses de masse initiale dans les collecteurs et celles observées. L'analyse de ce tableau montre que l'hypothèse de localisation du stock à l'amont des collecteurs, basée sur les résultats expérimentaux obtenus sur le Marais, permet de minimiser la valeur de  $\sigma$ , écart type des résidus entre les réponses de ce modèle et les réponses observées du système. Cette hypothèse est la plus proche de la réalité physique, et permet aussi de minimiser les incertitudes liées au pouvoir prédictif du modèle. Toutefois la valeur de  $\sigma$  (109 mg/l), reste élevée par rapport à l'écart type des concentrations mesurées ( $\sigma_{data} = 150$  mg/l) indiquant un faible pouvoir prédictif du modèle. Cette conclusion est confirmée dans la figure 4 qui montre des intervalles de confiance particulièrement larges des concentrations en MES simulées par le modèle.

Parallèlement, les résultats montrent qu'une hypothèse de stock illimité dans les collecteurs entraîne une détérioration dans la capacité du modèle à reproduire les observations.

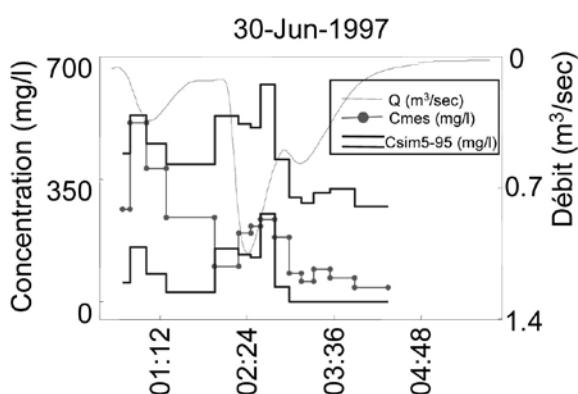


Figure 4 : Concentrations mesurées et intervalle de prévision 5-95 % de concentration en MES simulée par le modèle dans le cas d'un hypothèse de stock à l'amont des collecteurs principaux.

## V ■ CONCLUSION

Nous avons présenté dans cet article une méthode, basée sur l'approche bayésienne, pour évaluer les incertitudes

dans un modèle de calcul des flux polluants des RUTP. Il utilise une description hydrologique/hydrodynamique pour estimer l'accumulation, l'érosion des polluants sur les surfaces urbaines et leur transport dans les réseaux d'assainissement. L'algorithme de Metropolis, de la famille des techniques de MCMC d'inférence statistique, est utilisé pour estimer la distribution de probabilité *a posteriori* des paramètres du modèle. L'analyse des distributions *a posteriori* des paramètres obtenus permet une estimation quantitative des incertitudes liées à l'estimation des paramètres ainsi qu'une évaluation des incertitudes dans les réponses du modèle.

Les résultats montrent une large variabilité dans les valeurs estimées des paramètres ainsi que dans les réponses du modèle en fonction des conditions initiales concernant le stock de dépôts dans les collecteurs. Les valeurs des paramètres du modèle sont fortement dépendantes des conditions initiales sur la localisation et la quantité de stock de sédiments dans les collecteurs ; qui est en l'absence d'informations plus précises sur les conditions initiales du bassin versant impossible à estimer. Ceci accroît les incertitudes dans les résultats du modèle.

Les résultats de calage ont montré un faible pouvoir prédictif du modèle qui, même calé avec une base de données riche et fiable telle que celle obtenue sur le Marais, n'explique qu'une faible partie de la variation de la concentration mesurée des MES.

Ces critiques ne doivent pas être prises comme un dénigrement de la modélisation de la qualité des eaux en hydrologie urbaine et plus généralement en environnement. Au contraire, la méthodologie que nous proposons met aujourd'hui à disposition du modélisateur des outils permettant efficacement de tester sur un site particulier des représentations conceptuelles de processus de fonctionnement de bassin versant différentes de celles proposées aujourd'hui.

Les conclusions auxquelles nous sommes arrivés sur le site du Marais doivent être confirmées sur d'autres sites de caractéristiques différentes.

La complexité de la modélisation des RUTP a trois origines principales : des données rares, des objectifs multiples, une connaissance limitée des processus.

Le manque de données que nous avons mentionné à plusieurs reprises est une difficulté qui est peut-être aujourd'hui en cours de résolution. En effet le développement de l'auto-surveillance et du diagnostic permanent des réseaux d'assainissement permet la mise en place de systèmes de mesure en continue (turbidimètres, spectromètres UV,...), qui vont rapidement constituer des bases de données riches qui vont permettre dans les prochaines années le développement de nouvelles générations de modèles.

## VI ■ REMERCIEMENTS

Les auteurs reconnaissent le support financier du « Réseau Génie Civil et Urbain » RGC&U, le « Syndicat Interdépartemental pour l'Assainissement de l'Agglomération Parisienne » SIAAP et le « Conseil National de Recherche Scientifique – Liban » CNRSL.

## VII ■ BIBLIOGRAPHIE

- [1] CABANE P., GROMAIRE M.C., CHEBBO G. (2002). — *Enquête sur l'utilisation des modèles de calcul de flux polluants en assainissement*. Rapport interne. CEREVER, URGC Hydrologie Urbaine, UMR 5569 Hydrosiences Montpellier. 106 p.
- [2] KUCZERA G., PARENT E. (1998). — Monte Carlo assessment of parameter inference in catchments models: The Metropolis algorithm. *Journal of Hydrology*, **211** : 69-85.
- [3] KANSO A. (2004). — *Evaluation des Modèles de Calcul des Flux Polluants des Rejets Urbains par Temps de Pluie. Apport de l'Approche Bayésienne*. Thèse de doctorat, ENPC – Marne-la-Vallée.
- [4] KANSO A., TASSIN B. and CHEBBO G. (2005). — A benchmark methodology for managing uncertainties in urban runoff quality models. *Journal of Water Sciences & Technology*, **51**, N 02 : 163-170.
- [5] KANSO A., CHEBBO G. and TASSIN B. (2005). Bayesian analysis for erosion modelling of sediments in combined sewer systems. *Journal of Water Sciences & Technology*, **52**, no. 05.
- [6] KANSO A., GROMAIRE M.C., GAUME E., TASSIN B. and CHEBBO G. (2003). — Bayesian approach for the calibration of models: Application to an urban stormwater pollution model. *Wat. Sci. Tech.*, **47**, No. 4 : 77-84.
- [7] GROMAIRE M.C. (1998). — *La pollution des eaux pluviales urbaines en réseau d'assainissement unitaire, caractéristiques et origines*. Thèse de doctorat, ENPC – Marne-la-Vallée.
- [8] DUAN Q., SOROOSHIAN S., GUPTA V. (1992). — Effective and efficient global optimization for conceptual rainfall-runoff models. *Wat. Res. Res.*, **28**, No. 4 : 1015-1031.
- [9] TANNER M. (1996). — *Tools for statistical inference: Methods for the exploration of posterior distributions and likelihood functions*. Springer Press.
- [10] HUBER W.C., DICKINSON R.E., BARNWELL T.O. (1992). — SWMM4 user's manual, Technical report. EPA. 569 p.
- [11] BUJON G. (1988). — Préviation des débits et des flux polluants transités par les réseaux d'égouts par temps de pluie. Le modèle FLUPOL. *La Houille Blanche*, **1** : 11-23.
- [12] ZUG M. (1998). — *Modélisation conceptuelle de la pollution par temps de pluie en réseau d'assainissement*. Thèse de Doctorat de l'Université Louis Pasteur de Strasbourg. 241 pages.
- [13] OMS C. (2003). — *Localisation, nature et dynamique de l'interface eau – sédiment en réseau d'assainissement unitaire*. Thèse de doctorat, Ecole Nationale des Ponts et Chaussées, 186 p.
- [14] INSA-Valor, Sogreah. (1999). — *Canoe : logiciel d'hydrologie urbaine, conception et évaluation de réseaux d'assainissement, simulation des pluies, des écoulements et de la qualité des eaux. Manuel de l'utilisateur*. 469 p.