

Identification de modèles LPV : application à la modélisation pluie/débit d'un bassin versant viticole

V. Laurain¹, M. Gilson¹, S. Payraudeau², C. Grégoire², H. Garnier¹

¹Centre de Recherche en Automatique de Nancy, Nancy-Université, CNRS
BP 70239, 54506 Vandœuvre-lès-Nancy, France.
vincent.laurain@cran.uhp-nancy.fr

²Laboratoire d'Hydrologie et de Géochimie de Strasbourg, Université de Strasbourg/ENGEES, CNRS
1 quai Koch BP. 61039 F, 67 070 Strasbourg Cedex, France.

Résumé— L'identification de la relation pluie/débit dans un bassin versant pour la prédiction de débit est un problème stimulant de par la difficulté à caractériser un modèle les décrivant dans leur ensemble. Les modèles conceptuels, basés sur les lois et modèles hydrauliques simples sont souvent limités dans la précision de la prédiction qu'ils offrent. L'objectif de cet article est d'une part de montrer l'intérêt des modèles non linéaires de type *Linéaires à Paramètres Variants (LPV)* par rapport aux modèles linéaires, ainsi que la différence de qualité dans les résultats obtenus selon la méthode employée pour l'identification d'un modèle donné. D'autre part, cet article propose et analyse plusieurs variables de séquençement dont dépendent les paramètres variants des modèles LPV pour représenter les bassins versants ruraux.

Mots-clés— identification des systèmes, variable instrumentale optimale, modèles LPV, modélisation pluie/débit, bassin versant rural

I. INTRODUCTION

L'identification de la relation pluie/débit dans un bassin versant pour la prédiction de débit est un problème stimulant de par la difficulté à caractériser un modèle les décrivant dans leur ensemble [2]. Les modèles conceptuels, basés sur les lois et modèles hydrauliques simples sont souvent limités dans la précision de la prédiction qu'ils offrent [13], [16]. Cependant, le besoin d'identifier ces systèmes grandit avec le nombre de polluants rejetés en zone agricole [8], [7] ou avec l'agrandissement des agglomérations dans les zones urbaines. Les difficultés inhérentes aux bassins versants sont différentes qu'il s'agisse d'un bassin versant urbain ou rural. Sur les bassins versants urbains, la quasi-totalité de la pluie précipitée (appelée pluie brute) rejoint l'exutoire et les non linéarités du modèle pluie/débit ainsi que les retards sont principalement induits par les infrastructures mises en place pour la gestion et le traitement des eaux [3], [15]. Bien que moins précis que les modèles non linéaires, les modèles linéaires peuvent cependant délivrer une prédiction acceptable pour ces bassins urbains [15], [10]. En revanche, les bassins versants ruraux se distinguent par la forte variabilité spatio-temporelle des propriétés d'infiltration du sol liée à la végétation, au type de sol, à l'évapotranspiration [23]; les modèles linéaires ne permettent pas en général de reproduire de façon satisfaisante la relation pluie/débit sur ces systèmes ruraux.

D'autre part, il existe des problèmes intrinsèques dus au fait que ces systèmes sont environnementaux, que les entrées comme les sorties sont mesurées, que le signal d'ex-

citation n'est pas maîtrisée et que le bruit associé aux données ne respecte pas les hypothèses habituelles d'application des méthodes traditionnelles d'identification.

La prédiction et donc la validation sur les données est un objectif important, mais le modèle obtenu ne peut être complètement validé que si une interprétation physique des principales caractéristiques du modèle peut être apportée. C'est pourquoi, les modèles utilisés dans ce papier sont des modèles paramétriques écrits sous forme de fonction de transfert [23].

L'objectif de cet article est d'une part de montrer l'intérêt des modèles non linéaires de type *Linéaires à Paramètres Variants (LPV)* par rapport aux modèles linéaires, ainsi que la différence de qualité dans les résultats obtenus selon la méthode employée pour l'identification. D'autre part, cet article propose et analyse plusieurs variables de séquençement dont dépendent les paramètres variants des modèles LPV pour représenter les bassins versants ruraux.

Le chapitre II présente le bassin versant viticole du Hohrain en Alsace. Le chapitre III décrit la problématique liée à l'identification du modèle pluie/débit. Les résultats d'identification de modèles linéaires sont présentés dans le chapitre IV. Les résultats d'identification de modèles non-linéaires sont présentés dans le chapitre V.

II. PRÉSENTATION DU BASSIN VERSANT VITICOLE

Le bassin d'étude du Hohrain est situé dans le vignoble alsacien (Rouffach, Haut-Rhin, Alsace, France, latitude 47°579 N; longitude 007°173 E) et est représenté par la figure 1. Il couvre une superficie de 42 ha et son altitude est comprise entre 230 et 370 m avec une pente moyenne de 15%. La pluviométrie annuelle est comprise entre 361 mm (1953) et 867 mm (1999) avec une moyenne de 600 mm. La géologie est caractérisée par du loess würmien dans la partie aval et par des conglomérats et des marnes stratifiées à dominante de galets de Muschelkalk et du Brunsandstein. Le sol est un sol brun calcaire peu évolué caractérisé par une capacité d'infiltration moyenne. Plus de 69% du bassin est occupé par de la vigne qui est en quasi-totalité enherbée un rang sur deux. Le reste du bassin est couvert de forêt, de friches et de vergers situés principalement à l'amont du bassin. Le bassin versant est dit « sec » car aucun réseau hydrographique pérenne n'est visible. De ce fait, un débit à l'exutoire peut être observé uniquement lors d'épisodes

pluvieux. Le ruissellement alors généré sur les parcelles rejoint le réseau de routes et chemins jusqu'à l'exutoire du bassin. Le bassin est équipé en son centre d'une station pluviométrique gérée par MétéoFrance fournissant des données de pluie au pas de temps de 6 minutes. Les débits générés lors des épisodes de pluie sont mesurés à l'exutoire du bassin au niveau d'un canal venturi (ENDRESS and HAUSER, Huningue, France) au moyen d'un capteur de pression (HYDROLOGIC, Sainte-Foy, Québec, Canada). L'acquisition des données de débit se fait à pas de temps variable en fonction de la dynamique des débits. Cependant, ces données de débit sont interpolées aux temps correspondant à l'acquisition des données de pluie et ainsi sont transformées en données échantillonnées à pas constant.

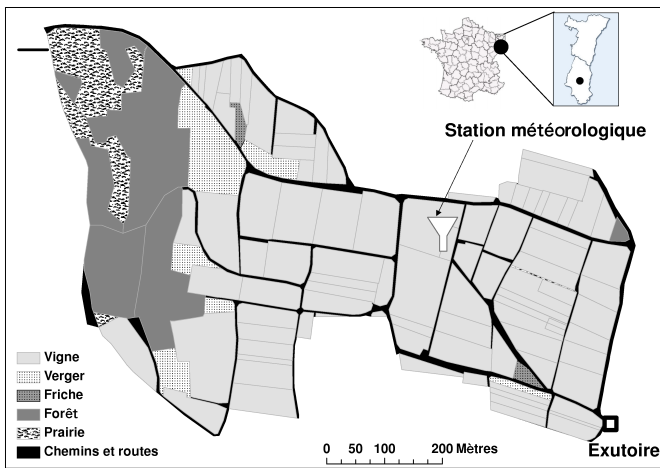


Fig. 1. Plan du bassin versant du Hohrain

III. PROBLÉMATIQUE

Objectif de l'étude : étant données les mesures de pluie $u(t_k)$ et de débit $y(t_k)$ échantillonnées à pas constant aux temps $t_k, k \in 1, \dots, N$, identifier le modèle pluie/débit du bassin versant donné. Les données pour le bassin versant viticole du Hohrain sont présentées sur la figure 2. La pluie est exprimée en mm , le débit en l/s et le pas d'échantillonnage est de 6 minutes. Dans le cas d'étude considéré, il est à noter que sur les 70560 échantillons constituant l'acquisition de données sur une année, seuls 5000 représentent des débits supérieurs à $0.3l/s$ et sont de ce fait pertinents pour l'identification du modèle pluie/débit.

D'autre part, les bassins versants ruraux sont des systèmes non linéaires présentant différentes dynamiques selon l'intensité et la durée d'un événement pluvieux. Ainsi, il est important de choisir des données d'estimation couvrant le plus large panel d'évènements pluvieux (faibles et intenses). Néanmoins, une quantité suffisante d'échantillons doit être utilisée pour la validation du modèle estimé. Pour satisfaire simultanément ces deux contraintes, les données dédiées à l'estimation sont choisies sur deux évènements pluvieux séparés et la validation est effectuée sur l'ensemble des données (voir figure 2).

IV. IDENTIFICATION DE MODÈLES LINÉAIRES À TEMPS INVARIANT

Dans un premier temps, l'identification de modèles linéaires est réalisée. Ces modèles ne sont pas les mieux adaptés à l'identification de bassins versants mais en revanche, ils présentent l'avantage de pouvoir être utilisés pour estimer l'ordre et le retard du système grâce aux critères de sélection usuels.

Les deux critères utilisés pour la recherche des ordres sont :

- le coefficient de corrélation [24]

$$R_T^2 = 1 - \frac{\text{var}(\hat{y}(t_k) - y(t_k))}{\text{var}(y(t_k))}; \quad (1)$$

où $\hat{y}(t_k)$ représente la sortie simulée du modèle estimé. Ce critère est équivalent au coefficient de Nash [14] lorsque la moyenne de $y(t_k)$ est égale à la moyenne de $\hat{y}(t_k)$ et sera également utilisé pour la validation des modèles.

- le critère d'information de Young [24]

$$YIC = \log \frac{\text{var}(\hat{y}(t_k) - y(t_k))}{\text{var}(y(t_k))} + \log \frac{1}{n_\theta} \sum_{i=1}^{n_\theta} \frac{\hat{p}_{ii}}{\hat{\theta}_i} \quad (2)$$

où $\hat{\theta}$ représente le vecteur des paramètres estimés, n_θ le nombre de paramètres estimés pour le modèle, p_{ii} l'élément i, i de la matrice de covariance P_θ associée à $\hat{\theta}$.

Les modèles linéaires étudiés sont de la forme :

$$\mathcal{M}_\theta \begin{cases} A(q^{-1}, \theta)\chi(t_k) = B(q^{-1}, \theta)u(t_{k-d}), \\ y(t_k) = \chi(t_k) + v(t_k), \end{cases} \quad (3)$$

où $A(q^{-1})$ et $B(q^{-1})$ sont des polynômes en q^{-1} de degré respectifs n_a et n_b (q^{-1} est l'opérateur retard : $q^{-1}x(t_k) = x(t_{k-1})$), d est le nombre d'échantillons pour le retard, $\chi(t_k)$ la sortie non bruitée et $v(t_k)$ le bruit de mesure.

Les non linéarités intrinsèques du système résultent, pour tous les modèles linéaires présentés, dans le fait que les critères de sélection usuels ne sont pas déterminants dans le choix de l'ordre du modèle. En effet, la valeur du coefficient de corrélation reste pratiquement identique pour les modèles ayant des ordres compris entre $n_a = 1, n_b = 1$ et $n_a = 7, n_b = 7$, pour un retard constant.

En revanche, les résultats concernant le retard sont bien différents. Une nette supériorité est obtenue pour les modèles exposant un retard d'un échantillon seulement. Ces résultats s'expliquent par la taille réduite du bassin versant et de ce fait par la réactivité immédiate du système face à un évènement pluvieux. Le critère YIC quant à lui tient compte de la parsimonie du système et suggère le choix du modèle $n_a = 1, n_b = 1, d = 1$.

Le modèle linéaire à temps discret à estimer s'écrit donc :

$$\mathcal{M} \begin{cases} (1 + a_1q^{-1})\chi(t_k) = b_0q^{-1}u(t_k), \\ y(t_k) = \chi(t_k) + v(t_k). \end{cases} \quad (4)$$

Par ailleurs, une difficulté supplémentaire doit être prise en compte pour ce bassin versant : l'incertitude sur les données. En effet, le modèle de bruit est inconnu et il

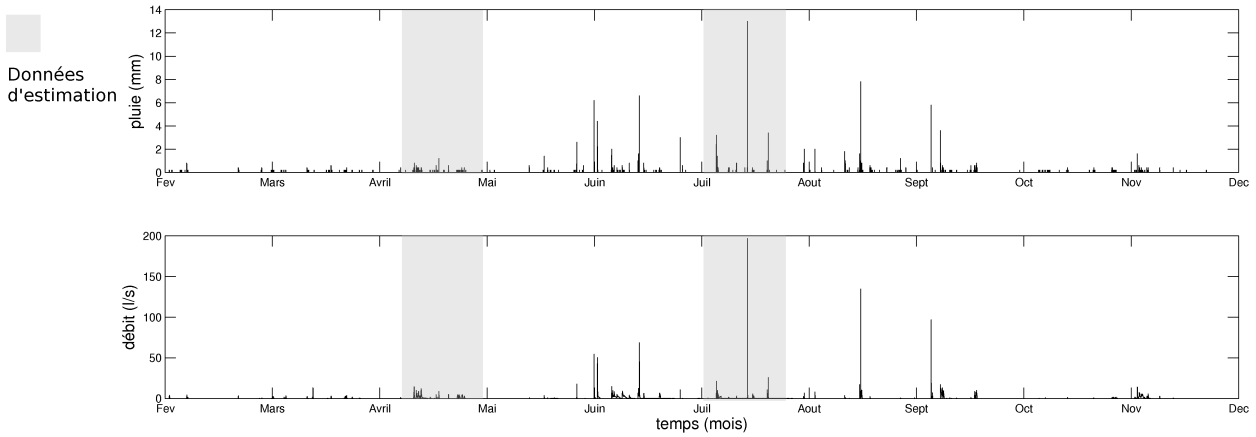


Fig. 2. Données de pluie et de débit de l'année 2008 sur le bassin versant du Hohrain

présente des caractéristiques délicates car il n'est pas stationnaire. Ainsi, lorsqu'aucun évènement pluvieux ne se produit, la variance sur le bruit est nulle. Lors d'un évènement pluvieux, la variance du bruit de mesure augmente, et après un évènement pluvieux, les alluvions transportés par l'eau trompent le capteur qui affiche un débit inexistant.

Cette section présente les résultats obtenus par deux méthodes d'identification de modèles linéaires : ARX de la boîte à outils System Identification de MATLAB et la méthode de variable instrumentale *Simplified Refined Instrumental Variable* (SRIV) de la boîte à outils CONTSID [9].

A. Estimation paramétrique par moindres carrés

La méthode ARX de Matlab considère un modèle de type (4) où :

$$v(t_k) = \frac{1}{(1 + a_1 q^{-1})} e(t_k), \quad (5)$$

et $e(t_k)$ est un bruit blanc. Les paramètres sont estimés par moindres carrés. Bien entendu, ce modèle est très restrictif en pratique mais pourtant très souvent utilisé. Les limites de la méthode des moindres carrés sont bien connues et d'autres méthodes d'identification de modèles linéaires supposant d'autres types de bruit sont répandues et courantes. Cependant la comparaison avec ces modèles prend un sens plus important pour les modèles LPV puisque les méthodes usuelles ne s'appliquent pratiquement exclusivement qu'aux modèles LPV-ARX [11]. C'est la raison principale justifiant la présentation des résultats d'identification d'un modèle ARX ici.

B. Estimation paramétrique par variable instrumentale

La méthode SRIV fut introduite dans [24] et fait l'hypothèse d'un modèle de type *Output Error* (OE) de la forme définie par (4) où :

$$v(t_k) = e(t_k), \quad (6)$$

et $e(t_k)$ est un bruit blanc. Étant données les conditions de bruit précitées, il est évident que ce modèle de bruit est également erroné. Cependant, la méthode SRIV a été appliquée avec succès dans de nombreux cas pratiques [23] même lorsque l'hypothèse sur le bruit n'est pas satisfaite.

C. Résultats

La figure 3 montre le résultat de la simulation des modèles linéaires obtenus pour l'évènement pluvieux le plus fort de l'année (faisant partie des données utilisées pour l'estimation) et la figure 4 un évènement pluvieux plus long mais relativement faible (données de validation non utilisées en identification). Les deux modèles simulent des débits à l'exutoire trop faibles pour les évènements pluvieux forts et trop importants pour les évènements pluvieux faibles. Les coefficients de corrélation calculés sur l'ensemble de l'année 2008 sont de :

- $R_T^2 = 0.53$ pour le modèle ARX ;
- $R_T^2 = 0.63$ pour le modèle SRIV.

Ainsi, la méthode utilisée pour l'identification du système joue un rôle important bien que les deux coefficients proposés restent faibles dans l'absolu. L'incapacité des modèles linéaires à représenter correctement le système peut s'interpréter par le changement de gain dans le système (non linéarité entre la pluie brute mesurée et la pluie efficace qui termine dans l'exutoire) ainsi que par le changement de dynamique intrinsèque du système face à différentes intensités pluvieuses.

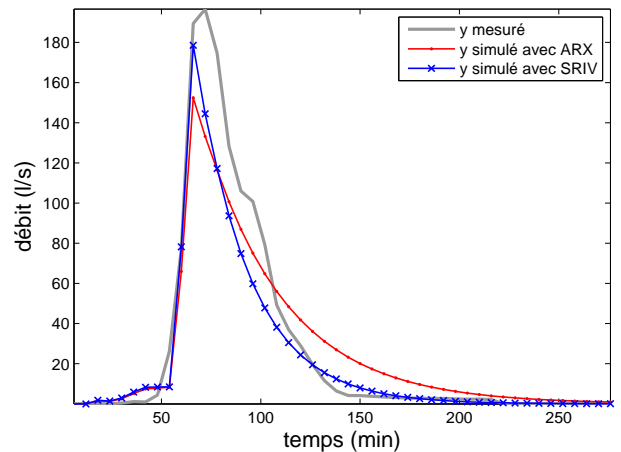


Fig. 3. Résultats des méthodes linéaires pour un évènement pluvieux fort et court du mois de juillet

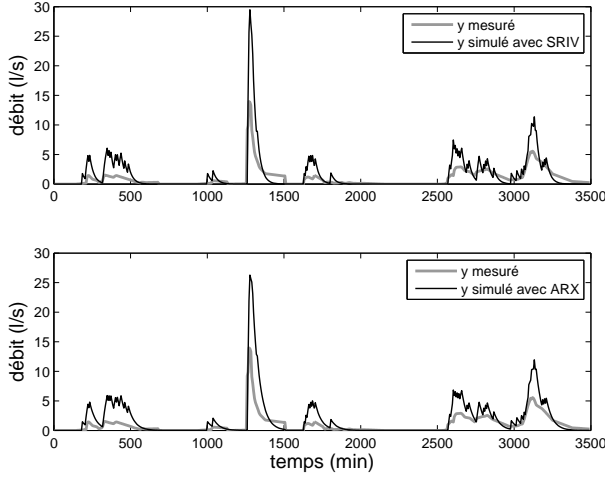


Fig. 4. Résultats des méthodes linéaires pour un évènement pluvieux faible et long du mois de novembre (validation croisée)

En conséquence, la suite de cet article présente les résultats pour des modèles permettant ces changements en gain et en dynamique : les modèles non linéaires de type LPV.

V. IDENTIFICATION DE MODÈLES LINÉAIRES À PARAMÈTRES VARIANTS

Les modèles LPV furent introduits en théorie des systèmes au début des années 90 pour la technique de commande dite de séquençement de gain [17]. Le séquençement de gain vise à réaliser une loi de commande globale pour un système non linéaire, en l'approximant par une famille de systèmes linéaires en un nombre de points de fonctionnement donnés. Une ou plusieurs variables observables, appelées variables de séquençement, servent à déterminer la région de l'espace d'état dans laquelle se trouve le système (voir [18] pour l'historique de ces modèles). Les méthodes d'identification dédiées à ces modèles sont définies par la structure utilisée : fonction de transfert [1], [21]; représentation d'état [12], [20], [5]; modèles fondés sur des fonctions orthogonales [19]. Concernant les modèles décrits par fonction de transfert considérés dans cet article, les modèles utilisés dans la littérature sont jusqu'à récemment de type LPV-ARX [6] et bien que quelques méthodes existent pour les modèles LPV-OE [4], elles ne sont pas optimales (asymptotiquement non biaisées et à variance minimale). Cependant, la méthode SRIV a été très récemment étendue aux modèles LPV-OE et LPV Box-Jenkins et affiche des estimées proches des estimées optimales [11].

L'avantage de ces modèles est la capacité de représentation qu'ils offrent. Ils ont d'ailleurs été récemment utilisés pour l'identification de bassins versants urbains [15]. Ils sont de par leur structure beaucoup moins limités que des modèles non linéaires de type Hammerstein ou Wiener par exemple. Ils peuvent être décrits par l'équation suivante sous forme polynomiale :

$$\begin{cases} A(p(t_k), q^{-1})\chi(t_k) = B(p(t_k), q^{-1})u(t_k-d) \\ y(t_k) = \chi(t_k)v(t_k) \end{cases} \quad (7)$$

Bien que la notation soit relativement similaire aux modèles linéaires à temps invariant, les polynômes en q^{-1} $A(p(t_k), q^{-1})$ et $B(p(t_k), q^{-1})$ d'ordre respectif n_a et n_b dépendent d'un ensemble de paramètres de séquençement p variant dans le temps. Deux discussions préliminaires sont importantes dans ce cadre. La première concerne le choix des ordres des polynômes n_a, n_b et du retard d . La seconde concerne le choix des paramètres de séquençement dont dépend le système. Ces deux problèmes d'optimisation joints rendent le problème quasiment insoluble considérant l'infinité de paramètres dont peut dépendre le système. Ainsi, l'hypothèse émise concernant les ordres des polynômes n_a, n_b et le retard d est qu'ils sont identiques à ceux du modèle linéaire. D'autre part, la dépendance du système aux variables de séquençement est considérée comme affine. Les polynômes impliqués peuvent ainsi s'écrire de la manière suivante :

$$\begin{cases} A(p_k, q^{-1}) = 1 + a_1(p_k)q^{-1} \\ B(p_k, q^{-1}) = b_1(p_k)q^{-1} \end{cases} \quad (8)$$

avec

$$\begin{cases} a_1(p_k) = a_{1,0} + \sum_{i=1}^{n_\alpha} a_{1,i}p_i(t_k) \\ b_1(p_k) = b_{1,0} + \sum_{i=1}^{n_\beta} b_{1,i}p_i(t_k) \end{cases} \quad (9)$$

Il reste à définir les paramètres $p_i(t_k)$ dont dépend le système : les différentes mesures accessibles sont la pluie brute et le débit à l'exutoire. Dans [22], les auteurs proposent d'utiliser une structure de modèle non linéaire de type Hammerstein où le débit est utilisé comme paramètre définissant la non-linéarité entre la pluie brute et nette. L'hypothèse énoncée est intéressante dans le sens où le débit représente l'état du bassin versant sans avoir accès à d'autres variables telles que l'évapotranspiration ou la température. Cependant, le système ne fonctionnant pas en boucle fermée, cette solution s'avère peu adaptée pour la simulation. Ainsi pour utiliser l'information contenue dans le débit et tout de même simuler le modèle obtenu, l'un des paramètres variant choisi est le débit simulé grâce aux modèles linéaires obtenus dans le chapitre IV noté $\hat{y}_L(t_k)$. Le second paramètre est la somme des pluies passées sur un temps donné fixé au temps le plus court donnant le meilleur R_T^2 , soit à 2 heures ou 20 échantillons. Ce paramètre est noté $\bar{u}(t_k)$. Ainsi en conclusion de cette étude préliminaire, les polynômes suivants seront utilisés :

$$\begin{cases} A(\hat{y}_L(t_k), \bar{u}(t_k), q^{-1}) = 1 + (a_{1,0} + a_{1,1}\hat{y}_L(t_k) + a_{1,2}\bar{u}(t_k))q^{-1} \\ B(\hat{y}_L(t_k), \bar{u}(t_k), q^{-1}) = (b_{1,0} + b_{1,1}\hat{y}_L(t_k) + b_{1,2}\bar{u}(t_k))q^{-1} \end{cases} \quad (10)$$

Dans les paragraphes suivants, les méthodes LPV étudiées seront les extensions respectives des méthodes linéaires présentées dans le chapitre IV-A, à savoir LPV-ARX [1] et LPV-SRIV [11]. Pour des raisons d'espace, cet article n'expose que les résultats obtenus par ces méthodes mais pour les détails concernant la mise en œuvre et les propriétés de ces approches, se référer aux publications correspondantes [11].

A. Estimation paramétrique par LPV-ARX

Cette méthode considère un modèle ARX et souffre des mêmes désavantages que son pendant linéaire évoqué dans

le chapitre IV-A. Dans l'équation (7), le bruit $v(t_k)$ s'écrit donc :

$$v(t_k) = A^\dagger(p(t_k), q^{-1})e(t_k), \quad (11)$$

où $A^\dagger(p(t_k), q^{-1})$ représente la pseudo inverse de $A(p(t_k), q^{-1})$, soit :

$$y(t_k) = A^\dagger(p(t_k), q^{-1})u(t_k) \Leftrightarrow A(p(t_k), q^{-1})y(t_k) = u(t_k), \quad (12)$$

et où $e(t_k)$ est un bruit blanc. Il est à noter que la méthode linéaire utilisée pour déterminer $\hat{y}_L(t_k)$ est ici la méthode SRIV car en utilisant la méthode ARX, la méthode LPV-ARX génère un modèle instable ne permettant pas de simulation.

B. Estimation paramétrique par LPV-SRIV

De même que son homologue linéaire, cette méthode suppose un modèle OE et donc $v(t_k) = e(t_k)$ et présente également l'avantage d'être asymptotiquement non biaisée dans le cas hautement probable où cette hypothèse n'est pas satisfaite.

C. Résultats

Les figures 5 et 6 montrent le résultat de la simulation des modèles LPV pour les deux événements précités. On remarque que l'adéquation aux données est meilleure que pour les modèles linéaires, qu'il s'agisse des événements pluvieux intenses ou des événements faibles. Cette constatation est appuyée par les coefficients de corrélation calculés sur l'ensemble de l'année 2008 de :

- $R_T^2 = 0.79$ pour la méthode LPV-ARX ;
- $R_T^2 = 0.84$ pour la méthode et LPV-SRIV.

L'hypothèse de variation de gain et de dynamique semble donc vérifiée pour ce bassin versant. Bien que la différence de coefficient de corrélation entre les deux méthodes étudiées soit relativement faible, il est clair d'après les figures 5 et 6 que la méthode choisie a tout de même un impact sur les résultats. De plus la méthode LPV-ARX utilise une valeur estimée du débit obtenue par SRIV pour paramètre de séquençement.

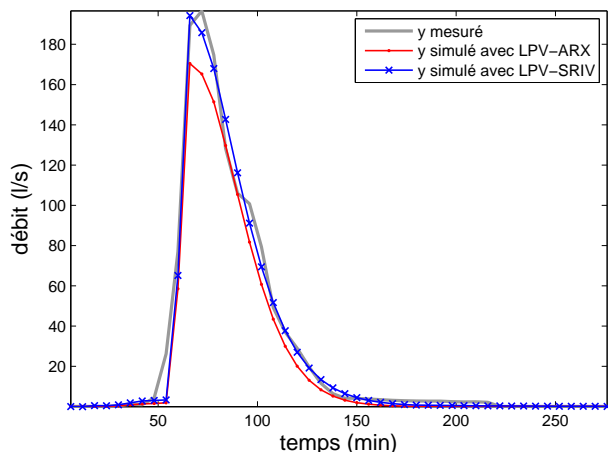


Fig. 5. Résultats des méthodes non linéaires pour un événement pluvieux fort et court du mois de juillet

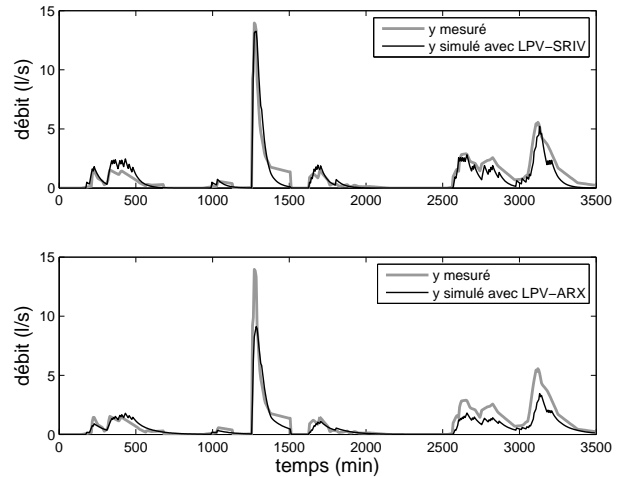


Fig. 6. Résultats des méthodes non linéaires pour un événement pluvieux faible et long du mois de novembre (validation croisée)

VI. DISCUSSION ET CONCLUSION

Cet article a proposé l'analyse de différents modèles linéaires et non linéaires pour la modélisation de la relation pluie/débit dans un bassin versant viticole. Il a également proposé un choix de variables de séquençement pour les modèles de type LPV utilisant le débit simulé issu de l'estimation préalable par les modèles linéaires.

TABLE I

COMPARAISON DES COEFFICIENTS DE CORRELATION CALCULÉS SUR L'ENSEMBLE DE L'ANNÉE 2008 OBTENUS POUR CHAQUE MÉTHODE

Modèle	ARX	SRIV	LPV-ARX	LPV-SRIV
R_T^2	0.53	0.63	0.79	0.84

Comme on peut le voir sur le tableau I, l'incapacité des modèles linéaires à décrire fidèlement le bassin versant est flagrante. Les modèles non linéaires de type LPV montrent quant à eux une nette supériorité pour la modélisation pluie/débit. Pour les modèles linéaires comme pour les non-linéaires le choix de la méthode d'estimation utilisée pour l'identification joue un rôle non négligeable dans la qualité du modèle résultant.

RÉFÉRENCES

- [1] B. Bamieh and L. Giarré. Identification of linear parameter-varying models. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 12 :841–853, 2002.
- [2] K. J. Beven. *Rainfall-Runoff Modelling : The Primer*. John Wiley, Hoboken, NJ, 2000.
- [3] A. Boukhris, S. Giuliani, and G. Mourot. Rainfall-runoff multi-modelling for sensor fault diagnosis. *Control Engineering Practice*, 9, Issue 6 :659–671, June 2001.
- [4] M. Butcher, A. Karimi, and R. Longchamp. On the consistency of certain identification methods for linear parameter varying systems. In *Proceedings of the 17th IFAC World Congress*, pages 4018–4023, Seoul, Korea, July 2008.
- [5] P. L. dos Santos, J. A. Ramos, and J. L. M. de Carvalho. Identification of linear parameter varying systems using an iterative deterministic-stochastic subspace approach. In *Proc. of the European Control Conference*, pages 4867–4873, Kos, Greece, July 2007.
- [6] L. Giarré, D. Bauso, P. Falugi, and B. Bamieh. LPV model identification for gain scheduling control : An application to rotating

- stall and surge control problem. *Control Engineering Practice*, 14 :351–361, 2006.
- [7] C. Gregoire, D. Elsaesser, K. Jezequel, J. Lange, T. Lebeau, A. Merli, R. Mose, E. Passeport, S. Payraudeau, T. Schuetz, R. Schulz, G. Tapia-Padilla, J. Tournebize, M. Trevisan, and A. Wanko. Mitigation of agricultural nonpoint-source pesticide pollution in artificial wetland ecosystems : An interdisciplinary approach in the eu artwet project. *Environmental Chemistry Letters*, 7 Issue 3 :205–231, 2009.
- [8] C. Gregoire, S. Payraudeau, and N. Domange. Use and fate of 17 pesticides at the catchment scale. *International Journal of Environmental Analytical Chemistry*, In press, 2009.
- [9] H. Garnier and L. Wang (Editors). *Identification of Continuous-time Models from Sampled Data*. Springer-Verlag, London, March 2008.
- [10] D. Kuss, V. Laurain, H. Garnier, M. Zug, and J. Vazquez. Data-based mechanistic rainfall-runoff continuous-time modelling in urban context. In *proceedings of the 15th IFAC Symposium on System Identification*, pages 1780–1785, Saint-Malo, France, 3-6 July 2009.
- [11] V. Laurain, M. Gilson, R. Tóth, and H. Garnier. Refined instrumental variable methods for identification of LPV Output-Error and Box-Jenkins models. *Accepted to Automatica*, january 2010.
- [12] M. Lovera and G. Mercère. Identification for gain-scheduling : a balanced subspace approach. In *Proc. of the American Control Conference*, pages 858–863, New York City, USA, July 2007.
- [13] S. Mambretti and A. Paoletti. A new approach in overland flow simulation in urban catchments. In *proceedings of the 7th International Conference on Urban Storm Drainage*, Hannover, Germany, 1996.
- [14] J. E. Nash and J. V. Stueliffe. River flow forecasting through conceptual models. part 1-a discussion of principles. *Journal of Hydrology*, 10, Issue 3 :282–290, 1970.
- [15] F. Previdi and M. Lovera. Identification of parametrically-varying models for the rainfall-runoff relationship in urban drainage networks. In *proceedings of the 15th IFAC Symposium on System Identification*, pages 1768–1773, Saint-Malo, France, 3-6 July 2009.
- [16] F. Previdi, M. Lovera, and S. Mambretti. Identification of the rainfall-runoff relationship in urban drainage networks. *Control Engineering Practice*, 7, Issue 12 :1489–1504, 1999.
- [17] J. S. Shamma and M. Athans. Gain scheduling : potential hazards and possible remedies. *IEEE Control Systems Magazine*, 12, Issue 3 :101–107, 1992.
- [18] R. Tóth. *Modeling and Identification of Linear Parameter-Varying Systems : An Orthonormal Basis Function Approach*. PhD thesis, Delft University of Technology, 2008.
- [19] R. Tóth, P. S. C. Heuberger, and P. M. J. Van den Hof. An LPV identification framework based on orthonormal basis functions. In *proceedings of the 15th IFAC Symposium on System Identification*, Saint-Malo, France, July 2009.
- [20] J. W. van Wingerden and M. Verhaegen. Subspace identification of bilinear and LPV systems for open- and closed-loop data. *Automatica*, 45 :372–381, 2009.
- [21] X. Wei and L. Del Re. On persistent excitation for parameter estimation of quasi-LPV systems and its application in modeling of diesel engine torque. In *Proceedings of the 14th IFAC Symposium on System Identification*, pages 517–522, Newcastle, Australia, March 2006.
- [22] P. C. Young and K. J. Beven. Data-based mechanistic modelling and the rainfall-flow non-linearity. *Environmetrics*, 5 :335–363, 1994.
- [23] P. C. Young and H. Garnier. Identification and estimation of continuous-time, data-based mechanistic (DBM) models for environmental systems. *Environmental Modelling & Software*, 21, Issue 8 :1055–1072, August 2006.
- [24] P. C. Young and A. Jakeman. Refined instrumental variable methods of recursive time-series analysis - part III. extensions. *International Journal of Control*, 31, Issue 4 :741–764, 1980.