

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC

Mémoire / Thèse

présenté(e)
à

L'INSTITUT NATIONAL DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE (EAU)

comme exigence partielle
de la
maîtrise ès Sciences (eau)

par

Denis Isabel
Bac. en Génie Géologique

"Utilisation des méthodes numériques
d'optimisation et d'analyse de sensibilité
dans la calibration des modèles hydrologiques analytiques.

Juin 1983

REMERCIEMENTS

Je veux d'abord dédier cette thèse à mes parents, à qui je dois tout, et à la mémoire de mon frère Richard.

Je veux aussi remercier tous les éducateurs qui m'ont prodigué leurs enseignements jusqu'à ce jour et tout particulièrement monsieur Jean-Pierre Villeneuve qui, au cours de cette recherche, m'a toujours encadré de ses conseils éclairés et de son amitié. J'espère que ce travail lui fait honneur.

Je remercie également tout les membres de l'INRS-Eau et de façon spéciale madame Anne Provencher pour la dactylographie, monsieur André Parent pour les figures et monsieur Sylvain Houle pour l'informatique.

À tous j'exprime ma reconnaissance et mon amitié.

RÉSUMÉ

Le problème de la calibration des modèles hydrologiques, les solutions utilisées pour le résoudre et les problèmes non-résolus s'y rattachant sont d'abord exposés à partir d'une revue de littérature. Il en ressort que la calibration automatique des modèles hydrologiques analytiques, à l'aide des algorithmes de programmation non-linéaire, est devenue pratique courante car elle offre de nombreux avantages d'objectivité et de rapidité sur la calibration manuelle. Les deux éléments les plus importants d'une stratégie de calibration sont : le choix de la fonction critère et le choix de la méthode d'optimisation. Il est proposé d'utiliser une fonction critère basée sur la méthode du maximum de vraisemblance et d'utiliser ensuite plusieurs algorithmes d'optimisation en série. Ces recommandations sont ensuite testées à l'aide de plusieurs calibrations synthétiques dont les résultats sont excellents. Ces calibrations révèlent de plus que le critère de convergence a également un rôle important et qu'il doit toujours être très sévère.

1. Introduction

Les méthodes de l'analyse de système, et plus particulièrement la modélisation, sont devenues les principaux outils de l'hydrologie moderne. Une situation due au développement fulgurant des calculateurs digitaux et des méthodes numériques.

Ce mémoire tente de réviser l'utilisation de deux méthodes numériques particulières dans le contexte de la modélisation hydrologique. Il s'agit plus précisément des méthodes numériques d'optimisation et d'analyse de sensibilité appliquées à la calibration des modèles mathématiques de simulation des débits d'un bassin versant. Le mémoire est divisé en quatre parties qui s'enchaînent de la façon suivante : (1) définition du problème de la calibration; (2) solutions utilisées; (3) problèmes non-résolus et solutions proposées et (4) application à un modèle. Cette structure de présentation correspond à la façon dont la recherche fut effectuée. Les trois premières parties sont une revue de littérature et la dernière une application des méthodes exposées.

TABLE DES MATIÈRES

	Page
Remerciements	i
Résumé	ii
Introduction	iii
Table des matières	iv

PARTIE -1-

Définition du problème de la calibration

2. Les modèles hydrologiques	1
2.1 Propos de cette modélisation	4
2.2 Classification des modèles de bassin	6
2.3 Les modèles déterministes analytiques	9
3. La calibration des modèles	11
4. Les problèmes inhérents aux modèles analytiques	14
4.1 Les erreurs dans les données	14
4.2 Les effets de la discrétisation	15
4.3 L'inadéquation des composantes du modèle	16
4.4 L'inadéquation de la structure du modèle	16
4.5 Conséquences pratiques	17
5. Les méthodes d'optimisation	18
5.1 Les principes de la programmation non-linéaire	18
5.2 Les algorithmes disponibles	21
5.2.1 Les algorithmes de recherche directe	22
5.2.2 Les algorithmes de recherche analytique	24
6. L'analyse de sensibilité	27
6.1 Les principes de l'analyse de sensibilité	27
6.2 Les techniques de l'analyse de sensibilité	28

PARTIE -2-

Solutions utilisées pour la calibration

7. Les fonctions critère utilisées	31
7.1 L'importance du choix de la fonction critère	31
7.2 Les erreurs dans les séries observées	32

7.3	Le choix des séries utilisées pour la calibration	34
7.4	Les types de fonctions critère	36
7.5	Les fonctions critère utilisées par les hydrologues	38
7.6	La comparaison des fonctions critère	42
8.	Les méthodes d'optimisation utilisées	50
8.1	Les méthodes d'optimisation utilisées par les hydrologues ...	51
8.2	La comparaison des méthodes d'optimisation	53
9.	Les stratégies de calibration utilisées	58
9.1	Le choix des paramètres à calibrer	58
9.2	Les méthodes de calibration utilisées par les hydrologues ...	59
9.2.1	La calibration par essais et erreurs	59
9.2.2	La calibration automatique globale	60
9.2.3	La calibration automatique séquentielle	60
9.2.4	La calibration automatique par groupes de paramètres .	62
9.2.5	La calibration automatique par composantes	62
9.2.6	La calibration interactive mixte	63
9.3	Les critères de convergence utilisés	63
9.4	Les stratégies de vérification utilisées	65
10.	Les utilisations de l'analyse de sensibilité	67
10.1	L'identification des paramètres insensibles et des paramètres interdépendants	68
10.2	L'identification des composantes inadéquates du modèle	69
10.3	L'évaluation de l'influence des erreurs de mesure	69
10.4	L'évaluation de la précision de la calibration	70

PARTIE -3-

Les problèmes de calibration non résolus

11.	Les problèmes de calibration automatique	71
11.1	Les problèmes de convergence	72
11.2	Les minimums locaux	74
11.3	Les estimations biaisées	75
12.	Une méthodologie de calibration non biaisée	77
12.1	La fonction critère	79
12.1.1	Une fonction critère objective	80
12.1.2	Des fonctions critère spécifiques	84

12.2	Une calibration par étape	87
12.3	La vérification	87
PARTIE -4-		
<u>Un essai d'application</u>		
13.	Le protocole d'expérience	89
13.1	Le but de l'expérience	89
13.2	La méthodologie utilisée	89
13.3	Les éléments de l'expérience	91
13.3.1	Le modèle utilisé	91
13.3.1.1	Sa structure	92
13.3.1.2	Ses composantes et leurs paramètres	93
13.3.1.3	Les paramètres calibrés	97
13.3.2	Le bassin modélisé	99
13.3.3	Les valeurs initiales des essais de calibration synthétique	102
13.4	Les résultats	102
14.	La conclusion	113
14.1	La discussion	113
14.2	Les recommandations	118
ANNEXE A	121
ANNEXE B	125
ANNEXE C	137
REFERENCES	142

PARTIE - 1 -

DÉFINITION DU PROBLÈME DE LA CALIBRATION

2. LES MODÈLES HYDROLOGIQUES

L'hydrologie est la science qui s'intéresse à la partie terrestre du cycle de l'eau. Elle procède de façon analytique et c'est pourquoi les méthodes de l'analyse de système s'appliquent particulièrement bien en hydrologie. Il est en effet commode et réaliste de se représenter la partie terrestre du cycle hydrologique comme un système de réservoirs et de processus de transfert. L'hydrologie procède donc en décomposant le système en phénomènes distincts plus simples à comprendre et susceptibles d'être modélisés d'une façon relativement aisée et indépendante. L'ensemble de ces modèles, reliés entre eux d'une façon schématique correspondant à la structure du système hydrologique, constitue un modèle hydrologique susceptible de simuler le comportement du système hydrologique. La fonction principale d'un modèle hydrologique est donc de simuler le système hydrologique. La qualité de cette simulation est dépendante : (a) de l'adéquation entre la structure du modèle et la structure du système et; (b) de l'adéquation entre le comportement de chacune des composantes du système et le comportement de chacun des sous-modèles. Il ressort que la qualité de la simulation dépend de plusieurs conditions et que la conception d'un modèle hydrologique performant est un problème complexe.

Ce mémoire restreint son champ d'application aux modèles qui simulent les débits dans un bassin hydrologique. De façon générale, ce type de modèle utilise les données météorologiques (précipitation, température, rayonnement, etc.) et produit un hydrogramme dit synthétique. Ils sont habituellement développés de la façon suivante (Mc Cuen, 1976) : La science fournit d'abord les informations concernant les relations théoriques entre les variables d'état et les processus; ensuite il revient au concepteur du modèle de sélectionner les processus importants et de formuler des relations qui représentent ces processus. Comme la structure du modèle et l'ensemble de ses composantes sont le résultat d'un choix de l'hydrologue, il n'existe donc pas de modèle unique et général.

Même plus, selon Snyder et Stall (1965), les modèles doivent être conçus individuellement pour la solution de chaque problème particulier. Ils doivent refléter la disponibilité des données, la variabilité des contextes, le niveau de précision de l'étude et la faisabilité de l'application. Ceci explique le foisonnement des modèles hydrologiques, chaque hydrologue ayant sa conception elle même dépendante des propriétés hydrologiques particulières du bassin auquel le modèle est appliqué.

Tous ces modèles ont cependant des points communs. Ils utilisent tous une certaine forme de discrétisation spatio-temporelle. Ainsi les flux et les stocks sont considérés constants sur des intervalles de temps fixe (Chapman, 1968) et ils sont également supposés constants dans des sous-espaces où ils prennent des valeurs moyennes : Le principe de base pour la

structuration de ces modèles discrétisés est l'équation de continuité (Amarocho et Hart, 1964) qui peut s'exprimer de la façon suivante :

$$I = Q + \Delta S \quad [\text{éq. 1}]$$

I : intrant

Q : extrant

ΔS : variation du stock

Un autre principe de base de la modélisation des systèmes hydrologiques est que la structure du système est supposée fixe et invariable dans le temps. Donc la simulation n'est plus valide si ce principe n'est pas respecté (Amarocho et Hart, 1964).

Les modèles sont habituellement plus performants quand une stratégie systématique est utilisée pour les formuler (Mc Cuen, 1976). La stratégie la plus commune consiste à formuler un modèle, à le calibrer puis à le vérifier. Les erreurs systématiques identifiées à la vérification indiquent les modifications à y apporter. Le modèle est modifié de façon continue tant que des améliorations notables sont obtenues à l'étape de vérification (Koren et Kuchment, 1971; Ross, 1970; James, 1972). Ainsi le modèle devient presque une entité vivante quand les usagers l'ajustent continuellement pour rencontrer de nouveaux besoins, utiliser une puissance accrue du calculateur, y inclure les résultats de recherches récentes, utiliser de nouvelles méthodes numériques ou l'adapter à de nouvelles situations hydrologiques (James, 1972). En résumé, selon Sorooshian et Arfi (1982),

l'opération d'un modèle hydrologique de bassin requiert les étapes suivantes : (a) le développement; (b) la calibration; (c) la vérification; (d) la prédiction et (e) l'analyse des résultats.

2.1 Propos de cette modélisation

Selon Lawson (1974) il y a trois problèmes fondamentaux de l'hydrologie qui peuvent être résolus par l'utilisation des modèles : (a) la production d'hydrogrammes synthétiques pour les bassins dépourvus de station hydrométrique et l'extension d'hydrogrammes trop courts, (b) la prédiction des conditions futures du système hydrologique et (c) l'évaluation à priori de l'effet des modifications du réseau hydrographique ou de l'utilisation du territoire.

La production d'hydrogrammes synthétiques est sans doute la plus directe utilisation d'un modèle hydrologique de bassin (Linsley, 1976) car, comme mentionné au paragraphe [2.], la simulation est la fonction principale d'un modèle. Pour la production d'un hydrogramme synthétique ou l'extension d'un hydrogramme trop court, l'hydrologue utilise le modèle et effectue une simulation en utilisant les données météorologiques (James, 1972). Ces hydrogrammes synthétiques sont utiles là où des hydrogrammes mesurés ne sont pas disponibles ou sont trop courts car l'aménagement des rivières nécessite

La connaissance d'hydrogrammes de longue durée afin d'avoir un bon échantillonnage des événements extrêmes. Ainsi les hydrogrammes synthétiques sont utiles dans plusieurs problèmes de conception hydraulique là où, dans le passé, le manque de données a forcé l'utilisation de méthodes empiriques approximatives (Linsley, 1976).

Par la prédiction des conditions futures du système hydrologique on entend principalement la prédiction des débits futurs et Kisiel (1971) fait remarquer que la prédiction est le test ultime pour tout modèle. Ces prédictions de débits peuvent être obtenues de simulations utilisant les prévisions météorologiques et sont surtout utiles pour la gestion des réservoirs (Thompstone et al., 1979) et la prévision des inondations.

Un modèle adéquat peut être utilisé pour simuler le comportement du système dans des conditions modifiées (Snyder et Stall, 1965). Ainsi le système modifié peut être testé et les résultats de plusieurs modifications possibles peuvent être comparés rapidement (Riley, 1970). Quand l'on sait les sommes à investir dans des projets d'aménagement d'un bassin, l'utilisation d'un modèle de bassin hydrologique est parfaitement justifiée.

Finalement, plusieurs auteurs (Snyder et Stall, 1965; Mc Cuen, 1973a; Lawson, 1974; Linsley, 1976; Walesh et Raasch, 1978) soulignent que la conception, la calibration, la vérification et l'utilisation d'un modèle de

bassin procure une connaissance accrue des phénomènes hydrologiques et de la structure véritable du système. L'étude approfondie des inadéquations observées et de la sensibilité relative des processus modélisés guide la recherche et contribue à une meilleure compréhension de ces processus. Une connaissance qui, en retour, sert à mieux formuler les modèles.

2.2 Classification des modèles de bassin hydrologique

Il existe un grand nombre de modèles de bassin hydrologique et la plupart sont jugés adéquats par leurs auteurs (Naef, 1981). Mais, précédent le problème du choix d'un modèle, se pose le problème de la classification de ces modèles et de nombreuses classifications sont proposées (Kisiel, 1971; Clarke, 1973; W.M.O., 1975).

Une première distinction peut être faite entre les modèles déterministes et les modèles stochastiques. Dans les modèles stochastiques, une part de la variation dans les débits est éliminée par l'ajustement d'un processus déterministe avant d'examiner la nature stochastique du résidu (Anderson, 1972). Dans un modèle déterministe, la partie déterministe explique suffisamment de variations pour rendre le résidu aléatoire négligeable. Il n'y a donc pas de limite rigide entre un modèle stochastique et un modèle déterministe.

L'analyse de système favorise l'utilisation des modèles déterministes et l'approche déterministe a été adoptée par des chercheurs de diverses

nationalités et a conduit à l'élaboration de la majorité des modèles utilisés aujourd'hui (Villeneuve et al., 1974).

Les modèles déterministes peuvent être classés selon la méthode de discrétisation spatio-temporelle utilisée. Ainsi l'on distingue les modèles agrégés des modèles matriciels distribués. Les modèles matriciels utilisent les caractéristiques particulières à chaque partie du bassin (Anderson, 1972) et permettent ainsi une utilisation plus rationnelle de l'information physiographique, géologique et météorologique disponible (Villeneuve et al., 1974).

Les modèles déterministes peuvent aussi être classés selon le degré de similarité entre la structure du modèle et la structure du système. Selon Crawford (1970) et Mein et Brown (1976), le spectre des possibilités va du modèle dit empirique qui est complètement indépendant des flux internes du système jusqu'au modèle analytique où un effort considérable est fait pour simuler chacun des processus hydrologiques.

L'avantage des modèles empiriques réside dans l'utilisation de fonctions linéaires qui facilitent grandement les calculs. Cependant, le comportement non-linéaire des grands bassins peut rendre inadéquat les modèles linéaires même les plus sophistiqués (Sarma et al., 1973). De l'autre côté, l'utilisation des modèles analytiques dans lesquels une collection de sous-modèles, représentant chacun un processus hydrologique important, sont reliés entre eux par le concept de continuité de masse (comme le USUWSM de

Bowles et Riley, 1976) est plus conforme aux principes de l'analyse de système énoncés au paragraphe [2.] et, selon Cormary et Guilbot (1971), procure les avantages suivants :

"Cet effort d'éclatement du modèle en modèles déterministes plus simples permet de limiter le nombre d'hypothèses, de laisser le maximum de chances de possibilités de linéarisation, et de mieux se rendre compte de ce que l'on fait."

Cette subdivision des modèles en sous-modèles rend la classification encore plus difficile car chaque sous-modèle peut appartenir à une classe différente. Par exemple, la plupart des modèles analytiques utilisent une relation empirique pour calculer l'évapotranspiration potentielle.

Finalement, les modèles peuvent aussi être classés selon l'utilisation qu'on en fait. Nash (1976) fait une distinction entre les modèles utilisés à seule fin de prédiction sur un bassin particulier et les modèles analytiques plus généraux qui servent à augmenter notre connaissance des processus. Cette classification est légèrement boiteuse car il est évident que certains modèles peuvent avoir plusieurs usages.

L'objet de ce mémoire est limité aux modèles déterministes analytiques, agrégés ou matriciels, car ils sont les plus valables au sens de l'analyse de système et offrent de nombreux avantages.

2.3 Les modèles déterministes analytiques

L'analyse du système hydrologique permet l'identification des principales composantes terrestres du cycle hydrologique. L'hydrologue, utilisant les lois physiques connues, les informations disponibles et des hypothèses concernant chacune de ces composantes, propose des équations mathématiques simples pour représenter approximativement ces composantes et leurs interrelations (Snyder et Stall, 1965; Riley, 1970; Bishop et Watt, 1975). On identifie habituellement les processus à des réservoirs représentant la capacité de rétention d'eau de la végétation, du sol et du réseau hydrographique du bassin (Johnston et Pilgrim, 1973) et à des fonctions de transfert représentant les échanges entre ces réservoirs. Après cette analyse du système, l'on passe à la synthèse du modèle de bassin. C'est-à-dire qu'on rassemble ces modèles de composantes dans une structure imitant la structure du système et, de ce fait, tente de conserver le comportement du système (Ibbitt, 1972; Lawson, 1974). Molino (1981) donne une définition particulièrement succincte et exacte d'un modèle déterministe analytique :

"Un modèle conceptuel (analytique) construit pour décrire un phénomène physique, est un système de représentation schématique du phénomène étudié, représentation dont les structures de fonctionnement correspondent à notre conception de la réalité."

Dans la formulation des équations représentant les divers processus hydrologiques, en plus des variables d'état, apparaissent des paramètres qui se voient assigner une valeur fixe pour chaque application particulière. Il

existe deux types de paramètres : (a) ceux dont la valeur est mesurable et correspond à une constante physique ou à une caractéristique mesurable du bassin hydrologique et (b) ceux dont la valeur n'est pas mesurable et correspond à une constante dans une relation empirique (coefficients) ou à une caractéristique variable de point en point dans le bassin hydrologique (James, 1972; Mein et Brown, 1978). L'incertitude introduite par les paramètres non mesurables auxquels l'on assigne une valeur arbitraire ou estimée n'est cependant pas une limitation importante dans l'utilisation des modèles analytiques car il est admis que la préservation de la structure du système est souvent aussi importante que la précision dans l'évaluation des paramètres (Perkins, 1970). Cette incertitude peut aussi être diminuée en n'utilisant qu'un nombre minimal de paramètres non mesurables.

La distinction entre ces deux types de paramètre a amené certains auteurs (Clarke, 1973; Lawson, 1974; Mein et Brown, 1976) à distinguer deux types de modèles analytiques : les modèles physiques et les modèles paramétriques. Dans un modèle physique les paramètres ont tous une signification physique et peuvent tous être mesurés en laboratoire ou sur le terrain tandis que dans les modèles paramétriques certains paramètres (coefficients) ne peuvent être mesurés et doivent être évalués par une calibration du modèle.

Cependant Clarke (1973) fait remarquer que d'un côté, les paramètres des modèles physiques peuvent, du fait qu'ils sont basés sur des hypothèses, révéler leur nature empirique lorsqu'une meilleure hypothèse est suggérée et que, de l'autre côté, il est parfois possible de trouver une interprétation

physique aux paramètres non mesurables des modèles paramétriques. Donc la distinction entre modèles physiques et paramétriques n'est pas très utile.

Comme énoncé au paragraphe [2.2], la plupart des chercheurs s'entendent pour dire que les modèles analytiques sont les outils de simulation les plus valables. Cette supériorité a plusieurs causes. D'abord la signification physique des paramètres en facilite la détermination et permet la simulation de bassins dépourvus de stations hydrométriques (Ross, 1970; Manley, 1978a). De plus ils font un usage maximum de toutes les informations disponibles (hydrologiques, géographiques, météorologiques, etc.) et permettent ainsi de simuler des événements extrêmes avec plus de certitude (Manley, 1975, 1978b; Linsley, 1976). Ils sont également plus adéquats pour la prédiction (Lawson, 1974). Finalement, la vraisemblance physique des composantes du modèle facilite la détermination des valeurs initiales des variables du modèle (Manley, 1978a) et l'impossibilité de mesurer directement certains paramètres n'est pas un obstacle insurmontable pour l'utilisation d'un modèle analytique car ils peuvent être évalués par calibration.

3. LA CALIBRATION DES MODÈLES

C'est, pour une bonne part, dans la détermination de la valeur des paramètres que réside l'art de la modélisation (Sorooshian et Arfi, 1982). En autant que la conception du modèle reflète de façon adéquate la structure et les processus du système, plusieurs des paramètres peuvent être évalués à partir de données disponibles sur les caractéristiques physiques du bassin

(Pilgrim, 1975; Johnston et Pilgrim, 1976). Donc la connaissance des caractéristiques physiques d'un bassin a une influence profonde sur l'application des modèles analytiques (Amarocho et Hart, 1964).

Malheureusement, une connaissance inadéquate du bassin et l'hétérogénéité spatiale de certaines caractéristiques empêchent parfois l'évaluation directe de certains paramètres (Crawford, 1970). Cependant, comme le fait remarquer Chapman (1968), la précision d'une simulation dépend de la structure du modèle, qui définit le type de paramètres, et de la valeur de ces paramètres. Cette dépendance de la simulation par rapport à la valeur des paramètres suggère une méthode itérative pour l'estimation des paramètres non-mesurables. Ce processus, appelé calibration, est résumé au schéma de la figure [1]. Les valeurs finales obtenues de la calibration ne correspondent pas nécessairement à une valeur mesurable en un quelconque point dans le bassin (Knapp et al., 1975). Cependant, dans la mesure où un paramètre a une signification physique, la valeur obtenue par calibration devrait intégrer toutes les variations spatio-temporelles du processus qu'il modélise.

Les deux étapes les plus importantes du processus de calibration [figure 1] sont l'évaluation de la simulation et la modification des paramètres. L'évaluation de la simulation se fait habituellement en comparant les comportements du modèle et du système, alors que la modification des paramètres se fait à l'aide d'algorithmes éprouvés. Le problème de la calibration des modèles n'étant pas exclusif à l'hydrologie, les mathématiques ont produit plusieurs méthodes numériques permettant de le résoudre. Le champ

REPRESENTATION SCHEMATIQUE DU
PROCESSUS DE LA CALIBRATION

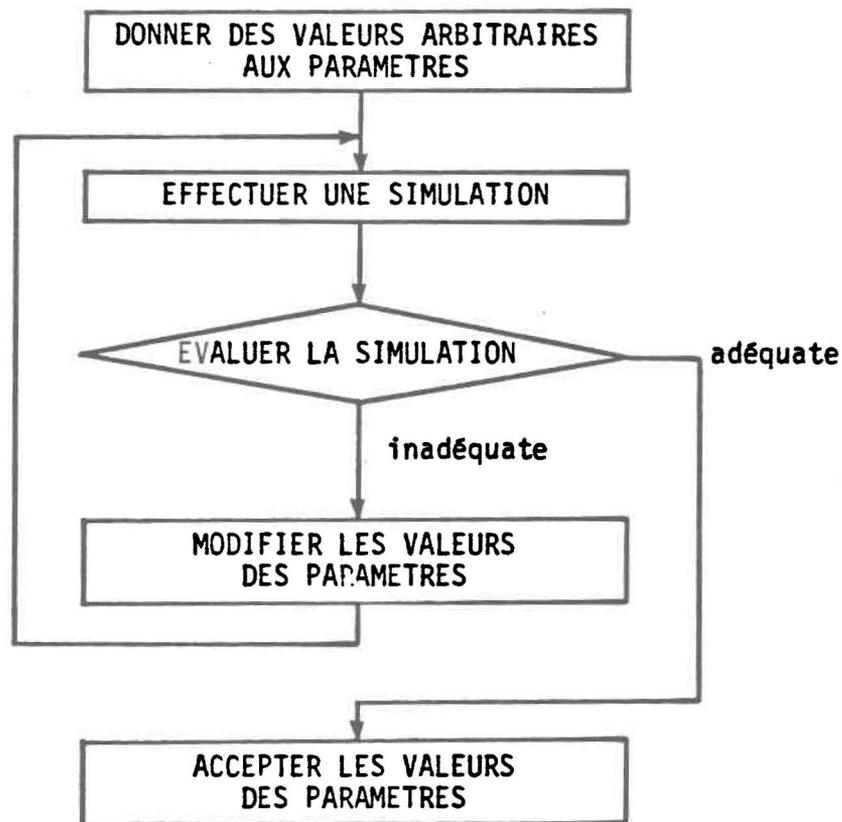


Figure 1 : Le processus de calibration

d'application de ces méthodes dépasse le cadre de la calibration et conséquemment elles ont reçu le nom plus général de méthodes d'optimisation. Elles sont présentées au paragraphe [5.].

4. LES PROBLÈMES INHÉRENTS AUX MODÈLES ANALYTIQUES

Amorocho et Hart (1964) font une mise en garde contre une confiance excessive envers les modèles hydrologiques analytiques. Ils identifient quatre causes principales à leur manque de crédibilité : (a) les erreurs dans les données; (b) les effets de la discrétisation; (c) l'inadéquation des composantes du modèle; et (d) l'inadéquation de la structure du modèle. Dawdy et O'Donnell (1965), Decoursey et Snyder (1969), Kisiel (1971), Johnston et Pilgrim (1973), Logan (1975), Pilgrim (1975), Garen et Burges (1981) et Kuczera (1982) identifient sensiblement les mêmes problèmes.

4.1 Les erreurs dans les données

Il est évident que, même en disposant d'un modèle parfait, les imprécisions inhérentes à la mesure des données météorologiques induisent une incertitude dans les résultats de la simulation (Fortin et al., 1974). Ces erreurs dans les séries météorologiques, ainsi que dans les hydrogrammes observés, induisent également une incertitude dans les résultats du processus de calibration et, conséquemment, dans les simulations ultérieures. Finalement, les imprécisions dans la mesure de l'état initial du système induisent, quant à elles, la propagation d'une incertitude sur les prédictions par simulation (Kisiel, 1970).

4.2 Les effets de la discrétisation

La discrétisation spatio-temporelle a pour effet de réduire la signification physique des paramètres (Pilgrim, 1975). Ainsi le comportement des composantes du modèle, même si elles peuvent simuler exactement le comportement du système en un point donné et à un moment donné, ne correspond qu'à un comportement moyen intégrant l'ensemble des variations spatio-temporelles des processus modélisés.

La discrétisation temporelle se fait en supposant les variables de flux et les variables d'état constantes pendant des intervalles fixes et en les laissant varier par quantités finies entre chaque intervalles. Le pas de temps, c'est-à-dire la longueur des intervalles, est choisi en fonction des données disponibles et du but de la modélisation en cause. Le pas de temps de la modélisation devant être plus petit ou égal au pas de temps requis pour l'utilisation projetée.

Le degré de discrétisation spatiale peut lui aussi varier selon les données disponibles et les buts de la modélisation. Dans les modèles agrégés, les composantes se font imposer un comportement uniforme sur l'ensemble du bassin. Ceci augmente l'intervalle de confiance des valeurs des paramètres (Chapman, 1968) et réduit l'adéquation du modèle avec le système. Dans les modèles matriciels un certain degré de variation spatiale des variables d'état et de flux et des paramètres est permis en subdivisant le bassin en sous-régions agrégés. Les modèles matriciels (ou distribués) ont donc,

théoriquement, une meilleure adéquation avec le système réel. Cependant le passage d'un modèle agrégé à un modèle matriciel requiert l'utilisation d'un nombre accru de paramètres dont les valeurs doivent être estimées (Lawson, 1974), ce qui augmente la difficulté de la calibration.

4.3 L'inadéquation des composantes du modèle

Les diverses composantes du modèle ne sont que des approximations, des simplifications ou des relations empiriques qui imitent le comportement des processus naturels. L'adéquation entre les modèles et les processus n'est donc jamais parfaite et est une importante cause d'erreurs lors de la simulation (Garen et Burges, 1981; Jackson, 1975). De plus, selon Dawdy et Lichty (1968) et Haan (1972), à cause des interactions entre composantes, les composantes mal modélisées peuvent affecter le comportement des autres composantes. Ainsi, même si le comportement du modèle global semble adéquat, le comportement individuel des composantes peut être biaisé et fausser l'évaluation des paramètres lors du processus de calibration.

4.4 L'inadéquation de la structure du modèle

Lors de la conception d'un modèle analytique, la structure se construit généralement par ajout successif de nouvelles composantes. Cet accroissement de la complexité du modèle s'accompagne généralement d'une amélioration de l'adéquation et de la représentativité des paramètres mais accroît la quantité de calculs nécessaires pour la calibration et la simulation

(Pilgrim, 1975). De plus, quand le modèle devient plus complexe, le nombre de paramètres augmente et l'information permettant d'évaluer ces paramètres diminue (Wood, 1976). Il faut donc chercher un compromis entre la simplicité et la complexité.

Pour justifier la complexité d'un modèle, l'hydrologue doit se demander s'il produit une simulation significativement plus adéquate que celle produite par les modèles plus simples (Jackson, 1975). De nombreuses et récentes comparaisons entre modèles simples et modèles complexes (Kite, 1971; Kite, 1978; Han et Rao, 1980 et Naef, 1981) semblent indiquer que les résultats sont comparables et que les modèles analytiques complexes ne remplissent pas leurs promesses. Les problèmes supplémentaires causés par leur complexité annulent les avantages d'une meilleure représentativité des processus.

4.5 Conséquences pratiques

Les problèmes des modèles analytiques ont des conséquences directes sur leurs utilisations. Ainsi pour la simulation des crues Naef (1981) rapporte que, pour chaque modèle, il est toujours possible de trouver une crue où les écarts entre les débits calculés et mesurés sont importants. Donc les prédictions dans les conditions extrêmes sont incertaines. Il en est de même pour la prédiction de l'effet des modifications futures dans l'utilisation du territoire car la représentativité physique des paramètres est faussée par l'ensemble des problèmes décrits précédemment.

L'hydrologue a donc besoin de méthodes efficaces pour identifier les problèmes structureaux des modèles et ajouter de l'objectivité aux processus de conception et de calibration des modèles hydrologiques analytiques.

5. LES MÉTHODES D'OPTIMISATION

Le problème général de l'optimisation est de déterminer la meilleure décision possible étant donné les circonstances. Les problèmes sont traduits en termes mathématiques et sont solutionnés en deux étapes. Premièrement, la définition d'une fonction critère qui doit quantifier l'appréciation des solutions et, deuxièmement, le choix et l'utilisation d'un algorithme d'optimisation.

Le problème plus particulier de la maximisation ou de la minimisation d'une fonction non-linéaire de plusieurs variables a été abordé par plusieurs mathématiciens et ils ont décrit un nombre considérable d'algorithmes d'optimisation permettant de le solutionner. Ce domaine particulier des méthodes numériques est connu sous le nom de programmation non-linéaire.

5.1 Les principes de la programmation non-linéaire

Soit $F(\underline{x})$, une fonction non-linéaire de n variables ($\underline{x} = x_1, x_2, \dots, x_n$) qui définit un champ dans un espace à n dimensions. Le problème de la

programmation non-linéaire est de trouver les coordonnées \underline{x}^* du point dans l'hyperespace où la fonction prend sa valeur minimum.

$$F(\underline{x}^*) \leq F(\underline{x}) \quad \{\forall \underline{x} \in E_n\} \quad [\text{éq. 2}]$$

Le problème de la maximisation peut toujours se ramener à celui de la minimisation par un changement du signe de la fonction et des contraintes peuvent être représentées par des fonctions de pénalités.

Les principes élémentaires du calcul prédisent qu'au point minimum les dérivées partielles de la fonction s'annulent.

$$\left. \frac{\partial F(\underline{x})}{\partial x_i} \right|_{\underline{x}^*} = 0 \quad \{\forall i \in N \mid i \leq n\} \quad [\text{éq. 3}]$$

ou

$$\text{grad } F(\underline{x}^*) = 0$$

Cependant il n'y a pas qu'au point minimum que ce résultat est observé. De tels points stationnaires se rencontrent aux maximums de même qu'en des points dits de selle (points d'inflexion) et en des points correspondant à des minimums ou maximums dits locaux.

Ainsi pour un minimum local :

$$F(\underline{x}^*) < F(\underline{x}') < F(\underline{x}) \quad \left\{ \forall \underline{x} \in E_n \mid \underline{x} \cong \underline{x}' \neq \underline{x}^* \right\}$$

Le calcul des dérivées secondes au minimum local (\underline{x}') permet de vérifier s'il s'agit d'un minimum ou d'un point de selle mais ne permet pas d'affirmer s'il s'agit d'un minimum local ou du minimum vrai. L'ensemble des dérivées secondes forme une matrice symétrique dite matrice hessienne (\underline{H}), telle que :

$$\underline{H} \in M_n \quad [\text{éq. 4}]$$

où

$$H_{ij} = \frac{\partial^2 F(\underline{x})}{\partial x_i \partial x_j} = \frac{\partial^2 F(\underline{x})}{\partial x_j \partial x_i} \quad \left\{ \forall (i,j) \in \mathbb{N}^2 \mid (i \leq n) \wedge (j \leq n) \right\} \quad [\text{éq.5}]$$

À un minimum la matrice hessienne est toujours définie positive et la condition nécessaire et suffisante pour qu'une matrice hessienne soit définie positive est que toutes ses valeurs propres soient positives. Comme le calcul des valeurs propres est long et imprécis, un second critère doit être utilisé. La condition de Sylvester dit qu'une matrice hessienne est définie

positive à la condition nécessaire et suffisante que tous ses mineurs principaux soient positifs (Gille et Clique, 1979). Ce critère plus simple est donc préféré.

Pour appliquer ces méthodes, le problème à optimiser est transformé en une fonction de plusieurs variables appelée fonction critère. Ce problème est alors ramené à une recherche, dans l'espace euclidien à n dimension, du vecteur de variables (paramètres) correspondant à la valeur minimale de la fonction critère (Liou, 1970). Il existe plusieurs algorithmes, utilisant des principes différents, qui permettent d'effectuer cette recherche de façon ordonnée et programmable.

5.2 Les algorithmes disponibles

Il existe de nombreux ouvrages décrivant les algorithmes de programmation non-linéaire (par exemple : Walsh, 1979; Lasdon, 1970) et il semble inutile d'en donner une liste exhaustive ici. Quelques chercheurs ont publiés des revues sommaires des algorithmes disponibles (Cormary et Guilbot, 1971; Ibbitt et O'Donnell, 1971a; Chu et Bowers, 1978). Ces spécialistes et l'ensemble des spécialistes de la programmation non-linéaire s'entendent pour classer ces algorithmes en deux groupes. Johnston et Pilgrim (1973 et 1976) font une présentation claire de cette classification : (a) les algorithmes de recherche directe et (b) les algorithmes de recherche analytique.

5.2.1 Les algorithmes de recherche directe

Dans ce groupe d'algorithmes, la fonction critère $F(\underline{x})$ est évalué séquentiellement pour une série de points $\underline{x}_{(0)}$, $\underline{x}_{(1)}$, $\underline{x}_{(2)}$, ..., le premier, $\underline{x}_{(0)}$ étant choisi arbitrairement et les points suivants, $\underline{x}_{(i)}$, étant choisis en comparant les évaluations successives de la fonction critère $F_{(i)}$ et $F_{(i+1)}$, et en progressant séquentiellement vers un point stationnaire \underline{x}' (Lawson, 1974; Johnston et Pilgrim, 1976). La puissance d'un algorithme de recherche directe réside dans la méthode utilisée pour évaluer la position du point suivant $\underline{x}_{(i+1)}$. Ces méthodes sont dites "directes" car elles ne nécessitent pas une connaissance analytique de la fonction critère $F(\underline{x})$ et, par conséquent, doivent être préférées quand la fonction est difficile à analyser (Spang, 1962).

Une première méthode simple consiste à subdiviser l'hyperespace à l'aide d'un maillage multi-dimensionnel plus ou moins fin, à évaluer la fonction critère $F(\underline{x})$ à chaque noeud, et à ne retenir que le point minimum. Si le domaine de variation de chaque variable est divisé en intervalles (m_i intervalles) par des noeuds ($m_i + 1$ noeuds), le nombre total (I) d'évaluations de la fonction critère $F(\underline{x})$ s'élèvera à :

$$I = \prod_{i=1}^n (m_i + 1) \quad [\text{éq. 6}]$$

Cette méthode n'est visiblement efficace que lorsque le nombre de variables (n) et le nombre d'intervalles (m) sont très petits (<3).

La méthode aléatoire, dite de Monte Carlo, (Karnopp, 1963; Rastrigin, 1967; Guilbot, 1971) consiste à tirer les nouveaux points $\underline{x}_{(i+1)}$ dans une distribution normale centrée sur le point précédent $\underline{x}_{(i)}$ et à remplacer le point précédent $\underline{x}_{(i)}$ par le nouveau point $\underline{x}_{(i+1)}$ chaque fois que la fonction critère du nouveau point est inférieure à celle du point précédent ($F_{(i+1)} < F_{(i)}$). La méthode est lente mais la convergence est assurée.

Dans la méthode alternative, les méthodes de minimisation d'une fonction d'une seule variable sont appliquées alternativement à chaque variable. Selon Roche et Slivitzky (1964) :

"Cette méthode donne des résultats satisfaisants lorsque les paramètres sont indépendants l'un de l'autre. Dans le cas contraire, (...), on peut osciller de l'un à l'autre, et manquer, ou tout au moins tarder, à arriver vers le minimum absolu."

Rosenbrock (1960) a inventé une méthode alternative améliorée, la méthode rotative, où les axes de recherche subissent des rotations pour atténuer l'effet des variables fortement dépendantes. Cette méthode fut améliorée par quelques uns dont Palmer (1969).

Finalement, il y a la méthode du simplexe, à ne pas confondre avec la méthode simplexe de la programmation linéaire. La méthode du simplexe fut proposée par Spendley et al. (1962) et améliorée par Nelder et Mead (1965) et Box (1965). Elle utilise un simplexe de $(n + 1)$ sommets dans l'hyperespace à n dimensions. À chaque itération, le sommet ayant la fonction critère la plus élevée est remplacé par un nouveau point correspondant au minimum de la fonction critère situé sur la droite joignant ce sommet et le centre du simplexe. La position de ce nouveau point est évaluée à l'aide d'une méthode simple de minimisation à une variable en utilisant l'équation de la droite. Cette méthode s'est révélée particulièrement efficace si le nombre de variables est moindre que six (6).

5.2.2 Les algorithmes de recherche analytique

Ces algorithmes utilisent les principes fondamentaux de l'analyse pour trouver la direction par où progresser pour atteindre l'optimum. La plus simple de ces méthodes, appelée méthode de la plus grande pente (Curry, 1944; Rosen, 1960, 1961), utilise le calcul du gradient de la fonction critère.

$$h_i = \frac{\partial F(\underline{x})}{\partial x_i} \quad [\text{éq. 7}]$$

Ce gradient est calculé analytiquement ou numériquement (différences finies). L'algorithme de la plus grande pente est donc :

$$\underline{x}(i+1) = \underline{x}(i) - \theta \underline{h}(i) \quad [\text{éq. 8}]$$

où le multiplicateur (θ) peut être fixe ou variable dans le cas d'une recherche linéaire dans la direction de la plus grande pente.

Il existe aussi des méthodes qui assimilent la fonction à minimiser à une forme quadratique simple :

$$F(\underline{x}) = a + \underline{h}^t \cdot \underline{x} + \frac{1}{2} \underline{x}^t \cdot \underline{H} \cdot \underline{x}$$

Le gradient et la matrice hessienne peuvent être calculés de façon analytique ou numérique et il y a un algorithme simple, la méthode de Newton-Raphson (Broyden, 1967), pour progresser vers l'optimum.

$$\underline{x}(i+1) = \underline{x}(i) - \underline{H}^{-1}(i) \cdot \underline{h}(i) \quad [\text{éq. 10}]$$

Cette méthode comporte cependant le désavantage de nécessiter le calcul et l'inversion de la matrice hessienne à chaque itération.

Il existe une variante de cet algorithme, la méthode de Newton-Raphson à pas limités, où la longueur des pas est diminuée d'un facteur constant pour contrer les problèmes de convergence lors de la minimisation de fonctions fortement non quadratiques.

Plusieurs auteurs ont trouvé des méthodes itératives qui permettent de débiter la recherche avec une matrice hessienne arbitraire qui est améliorée successivement (Powell, 1961; Fletcher et Powell, 1963; Stewart, 1967; Davidon, 1968; Fletcher, 1970).

La formulation générale de ces algorithmes est :

$$\underline{H}(i) = \underline{H}(i-1) + f(\underline{H}^{-1}(i-1), \underline{x}(i), \underline{x}(i-1), \underline{h}(i), \underline{h}(i-1)) \text{ [éq. 11]}$$

Dans le cas d'une quadratique exacte, Fletcher et Reeves (1964) démontrent qu'une série de minimisations linéaires dans des directions conjuguées de la matrice hessienne permet de localiser le minimum d'une fonction de n variables en n itérations (en faisant abstraction des erreurs d'arrondis). Pour les fonctions non-quadratiques, le nombre d'itérations est de beaucoup supérieur au nombre de variables ($I \gg n$) or la convergence demeure. L'avantage de ces méthodes est qu'elles demandent moins d'évaluation du gradient. L'algorithme de Fletcher et Reeves utilise une relation de récurrence pour déterminer les directions conjuguées sans connaître la matrice hessienne. Powell (1964, 1965) a mis au point une variante de cette méthode qui ne nécessite pas d'évaluation du gradient.

6. L'ANALYSE DE SENSIBILITÉ

L'analyse de sensibilité est un concept propre à l'analyse de système. Il permet de quantifier les influences réciproques entre les éléments d'un système ou d'un modèle.

6.1 Les principes de l'analyse de sensibilité

McCuen (1973a, 1976) donne une définition très large de la sensibilité. Selon lui, la sensibilité est le taux de changement d'une variable par rapport à une autre. Elle prend la forme d'un rapport de deux différences.

Dans un modèle, en raison de la multiplicité des variables et des paramètres, l'éventail des sensibilités est considérable. Cependant, les sensibilités qui sont définies au numérateur par des variations de variables d'état ou de flux et au dénominateur par des variations de paramètres sont utiles à connaître car, dans un modèle analytique, c'est en modifiant la valeur des paramètres que l'adéquation modèle-système est complétée. Ainsi, comme c'est souvent le cas dans l'analyse de sensibilité d'un modèle, c'est la fonction critère qui se retrouve au numérateur (McCuen, 1973a). Par exemple, Molino (1981) décrit ainsi l'analyse de sensibilité :

"... une étude de l'influence sur le critère des variations des paramètres au voisinage de l'optimum."

D'un point de vue mathématique, les sensibilités ainsi définies correspondent aux dérivées partielles de la fonction critère par rapport à chaque paramètre (Thoppil, 1970; Coleman et De Coursey, 1976) et elles définissent le gradient et la matrice hessienne. Il est donc intéressant de retenir que lorsque certains algorithmes de recherche analytique de l'optimum sont utilisés, l'analyse de sensibilité, tel que définit par Molino (1981), y est incluse.

6.2 Les techniques de l'analyse de sensibilité

La technique la plus commune consiste à faire des simulations en modifiant à chaque fois un des paramètres et à observer les variations de la fonction critère (Dawdy et Bergmann, 1969; Thoppil, 1970; Rovey et al., 1977; Molino, 1981). Cette technique est similaire au calcul des dérivées par différences finies. Mais Thoppil (1970) fait remarquer que cette mesure de la sensibilité est ponctuelle et qu'il faut être prudent dans son interprétation. Alors cette mesure est, par convention, effectuée au voisinage de l'optimum de la fonction critère.

Les dérivées premières étant quasi-nulles au voisinage de l'optimum, ce sont les dérivées secondes qui y sont calculées en modifiant les paramètres par paires et en construisant la matrice hessienne qui est caractéristique des interactions entre paramètres (remarque : la matrice hessienne est l'inverse de la matrice de covariance des paramètres).

Une autre technique utilisée consiste à affecter plusieurs fois la série observée d'un bruit aléatoire et à observer les variations après les recalibrations. Cette technique est utilisée pour rechercher les intervalles de confiance des paramètres (Molino, 1981). Elle a toutefois le désavantage de nécessiter un grand nombre de simulations pour obtenir des résultats statistiquement valables (Thoppil, 1970). Elle est aussi utilisée pour évaluer l'influence des erreurs de mesure.

McCuen (1973b) décrit une technique qui consiste à déterminer la sensibilité de la sortie du modèle par rapport aux sorties de ses composantes puis ensuite à déterminer les sensibilités des composantes par rapport à leurs paramètres. Comme ces mesures de sensibilité s'appliquent à des relations plus simples, elles peuvent parfois être calculées directement en dérivant les équations des modèles. Lorsque possible, cette technique doit être préférée car elle ne nécessite pas les simulations répétées des autres techniques.

Sorooshian et al. (1980) utilisent une technique qui consiste à tracer un profil de la variation de la fonction critère par rapport à deux paramètres au voisinage du minimum. Ils obtiennent une surface pseudo-parabolique dont les coupes horizontales (isomètres de la fonction critère) forment des ellipses dont la position et la forme définissent trois mesures. Ce sont la mesure de concentricité, la mesure d'interaction et la mesure de la courbure, différentes pour chaque couple de paramètres.

Finalemant, il existe plusieurs façons d'exprimer les sensibilités. Selon McCuen (1976) elles se regroupent en deux classes : a) les sensibilités absolues, et b) les sensibilités relatives. Dans les sensibilités relatives le rapport des différences absolues est remplacé par un rapport de différences relatives. Ces sensibilités relatives, étant adimensionnelles, permettent la comparaison entre modèles et entre bassins (Thoppil, 1970; Coleman et De Coursey, 1976).

PARTIE - 2 -

SOLUTIONS UTILISÉES POUR LA CALIBRATION

7. LES FONCTIONS CRITÈRES UTILISÉES

Comme vu précédemment, l'utilisation pour la calibration des techniques d'optimisation et d'analyse de sensibilité nécessite tout d'abord la définition d'une fonction critère qui est une mesure quantitative de l'adéquation entre la série de valeurs observées et la série de valeurs simulées.

7.1 L'importance du choix de la fonction critère

Le choix de la fonction critère est une décision aussi importante que le choix de la structure du modèle (Grünewald et Dyck, 1971; Pilgrim, 1975) car elle influence directement les résultats de l'optimisation des paramètres (Koren et Duchment, 1971; Wood, 1975). Toute modification de la fonction critère entraîne une modification des valeurs optimales des paramètres (Dawdy et Lichty, 1968; Dawdy, 1969; Ibbitt et O'Donnell, 1971; Goodspeed, 1975; Johnston et Pilgrim, 1976; Han et Rao, 1980). Cette sensibilité de l'optimum par rapport au choix de la fonction critère est due, entre autres causes, selon Chapman (1970), à l'inadéquation du modèle calibré et, selon Pilgrim (1975) et Johnston et Pilgrim (1976), aux erreurs dans les séries observées.

Comme il est impossible d'éliminer les erreurs dans les séries observées, ni d'obtenir un modèle parfaitement adéquat, plusieurs auteurs

(Chapman, 1970; Charbonneau et al., 1971; Ibbitt et O'Donnell, 1971; Koren et Kutchment, 1971; Porter et McMahon, 1971; Anderson, 1972; Johnston et Pilgrim, 1973; McCuen, 1973a; Fortin et al., 1974; Goodspeed, 1975; Pilgrim, 1975; Diskin et Simon, 1977; Rovey et al., 1977; Han et Rao, 1980; Pilgrim et Bloomfield, 1980) suggèrent de choisir la fonction critère en fonction des buts de la modélisation. Il s'agit d'utiliser une fonction critère qui donne priorité aux caractéristiques de l'hydrogramme que l'utilisateur considère les plus déterminantes pour le problème qui le préoccupe. Cependant, les caractéristiques des erreurs dans les séries observées peuvent aussi servir de guide dans le choix de la fonction critère (Kuczera, 1982).

7.2 Les erreurs dans les séries observées

À priori, il est raisonnable de postuler que la précision de la simulation et de la calibration dépend, en partie, de l'exactitude des séries observées. Ainsi Walesh et Raasch (1978) font remarquer qu'il est irréaliste de s'attendre à obtenir des séries simulées plus précises que les séries utilisées pour la simulation et la calibration. L'hydrologue doit donc s'efforcer de connaître la précision des séries qu'il utilise si il veut pouvoir juger la qualité des simulations et des calibrations.

C'est à l'étape de la calibration que l'effet des séries entachées d'inexactitudes est le plus insidieux car ces erreurs peuvent biaiser l'estimation des paramètres les moins sensibles (Dawdy et O'Donnell, 1965). Aitken (1973), quant à lui, avance que ce sont les erreurs systématiques qui

induisent des calibrations incorrectes alors que les erreurs aléatoires ont un effet moins apparent. Même si ces estimations biaisées des paramètres nuisent à l'adéquation interne du système et du modèle, les séries de débits simulés peuvent être de qualité acceptable et Troutman (1982) préfère utiliser des paramètres calibrés à des séries ayant des erreurs semblables aux erreurs de celles qui seront utilisées pour la simulation plutôt que les valeurs connues des paramètres.

Les hydrologues ne sont pas les seuls à obtenir des estimations biaisées par des erreurs dans les données. Les statisticiens ont beaucoup travaillé sur ces problèmes et il existe des techniques mathématiques qui permettent des estimations non biaisées malgré les erreurs. Mais pour utiliser ces techniques il faut connaître les caractéristiques des erreurs sur les données.

Ces erreurs peuvent être corrélées ou indépendantes, distribuées normalement ou non. Il est tout à fait normal et même souhaitable (De Coursey et Snyder, 1969; Jackson et Aron, 1971) que les séries utilisées soient autocorrélées mais si les erreurs sont également autocorrélées (erreurs systématiques) il est à redouter que certains paramètres soient mal calibrés. Selon Sorooshian et Dracup (1980) la corrélation des erreurs de mesure est réelle et doit probablement être inversement proportionnelle au pas de temps. Ils avancent également que les erreurs sur les mesures de débits sont hétéroscédastiques.

Finalement, en utilisant les informations disponibles sur les caractéristiques de la distribution des erreurs de mesure et les techniques statistiques d'estimation, il est possible de construire une fonction critère adéquate. Cette approche est une condition nécessaire à l'obtention de paramètres non biaisés (Jackson et Aron, 1971; Sorooshian, 1980; Sorooshian et Dracup, 1980).

7.3 Le choix des séries utilisées pour la calibration

Au paragraphe [3.], il est énoncé que la calibration s'effectue en comparant les séries de débits calculés et observés concomitantes. L'hydrologue doit choisir une période de calibration et, si le modèle est parfaitement adéquat, le choix de la période utilisée pour la calibration doit être sans conséquence mais, comme il n'existe pas de modèle hydrologique parfaitement adéquat, le résultat de la calibration est fonction de la représentativité de la période choisie (Haan, 1972). Il est donc suggéré (Ibbitt et O'Donnel, 1971a; Lawson, 1974; Diskin et Simon, 1977; Welsh et Raasch, 1978) de choisir une période représentative de la variété des conditions climatiques susceptibles d'être observées sur le bassin. Ibbitt et O'Donnel (1971a) expliquent cette dépendance par l'action de paramètres qui se rapportent à des processus non permanents. Certaines séries peuvent ne pas, ou peu, activer ces sections du modèle et les paramètres s'y rattachant, n'ayant alors aucune influence directe sur la fonction critère, peuvent prendre des valeurs inadéquates ou, pire, fausser l'ajustement d'autres

paramètres par le jeu des corrélations internes du modèle. Johnston et Pilgrim (1973) et Shanholtz et Carr (1975) avancent qu'en utilisant une longue période de calibration, cet effet nuisible est atténué. En fait, ce qui importe, c'est que la série utilisée soit assez longue pour inclure un échantillon représentatif des conditions climatiques possibles. Cependant, une longue période de calibration augmente les calculs et ralentit le processus de calibration. Manley (1978b) a partiellement contourné ce problème en faisant une pré-calibration sur une courte période puis en finissant la calibration sur une longue période.

Un problème, lié au choix des séries de calibration, est la détermination des contenus initiaux des réservoirs internes du modèle. Comme il est difficile d'obtenir des données précises sur ces variables internes, l'hydrologue peut contourner ce problème en négligeant de calculer la fonction critère pendant la période initiale de la simulation où les erreurs des estimations de départ ont un effet sensible (Johnston et Pilgrim, 1973; Pilgrim, 1975; Pilgrim et Bloomfield, 1980). Cette période d'omission doit être assez longue pour permettre au moins un cycle de remplissage des réservoirs supérieurs du modèle.

Finalement, il y a Kuczera (1982) qui propose d'utiliser, en plus des séries de débit, des séries de mesures de variables internes aux modèles (eau souterraine, neige au sol, etc.) pour la calibration, lorsqu'elles sont disponibles.

7.4 Les types de fonctions critère

La fonction critère est une fonction mathématique qui permet de calculer un scalaire (le critère) qui est une mesure de l'adéquation entre la série observée et la série simulée. Généralement, plus le critère sera petit, meilleure sera l'adéquation.

Les hydrologues utilisent plusieurs fonctions critère qui peuvent être classées selon leur origine. Il y a d'abord les fonctions critère subjectives qui, bien que calculant un critère objectivement, sont définies de façon subjective (Sorooshian et al., 1980; James, 1970) conformément aux principes énoncés au paragraphe [7.1]. Il y a ensuite les fonctions critère objectives qui sont définies de façon mathématique en respectant les principes de la statistiques.

Il existe ainsi de très nombreuses façons de définir une fonction critère subjectivement. Inversement, il n'existe que deux méthodes statistiques pour définir la fonction critère objectivement. Ce sont la méthode des moindres carrés et la méthode du maximum de vraisemblance. Dans le cas d'un modèle non linéaire dont les erreurs sont réparties normalement, ne sont pas corrélées et sont homoscédastiques, ces deux méthodes donnent un résultat identique (Jackson et Aron, 1971). C'est pourquoi les fonctions critère "subjectives" utilisent souvent les moindres carrés sans vérifier si les conditions d'applicabilité sont respectées et de plus on y effectue souvent arbitrairement, des transformations de débits (Dawdy, 1969; Johnston et Pilgrim, 1973).

L'équation générale suivante représente la majorité des fonctions critères utilisées par les hydrologues :

$$F^a = c \times \sum_t [w_t \times | f(q_{o,t}) - f(q_{s,t}) |^b] \quad [\text{éq. 12}]$$

où :

F : fonction critère

c : constante

t : indice de l'élément de la série de débits

w_t : poids

f(q) : fonction de transformation des débits

$q_{o,t}$: débits mesurés

$q_{s,t}$: débits simulés

b : exposant de la résiduelle

a : exposant du critère

Il existe des fonctions critère composites qui sont habituellement une combinaison linéaire de plusieurs fonctions critère telles que définies précédemment. Ce sont des fonctions critère subjectives (Dawdy et Bergman, 1969; Manley, 1978b).

7.5 Les fonctions critère utilisées par les hydrologues

La revue de littérature a permis de dresser un tableau des différentes fonctions critère utilisées par les hydrologues [Tableau 1]. Cette revue n'est pas exhaustive mais permet de bien identifier les préférences en ce domaine.

Pour unifier la présentation, les fonctions critère y sont décomposées en éléments qui correspondent aux éléments de la formule générale [équation 12] et, pour déceler les tendances, les références sont classées par ordre chronologique. L'examen du tableau [1] ne permet malheureusement pas de déceler une évolution nette dans le choix des fonctions critère. Cependant, il apparaît évident que la minimisation du carré des résiduels est, de loin, la formule la plus utilisée. Flemming (1975) arrive à la même conclusion.

La revue de littérature fournit d'autres exemples de fonctions critère trop compliquées pour être présentées dans le tableau [1]. En particulier les critères publiés par Sorooshian et Dracup (1980) qui sont des critères objectifs issus d'une analyse statistique. Ces auteurs utilisent la méthode du maximum de vraisemblance pour définir des fonctions critère qui tiennent compte de l'hétéroscédasticité et de l'autocorrélation des erreurs dans les séries de débits utilisées pour la calibration.

Tableau 1 : Les fonctions critères utilisées par les hydrologues

Référence	Éléments de l'équation [12]				
	a	c	M_t	f(q)	b
Roche et Slivitzky (1967)	1	1	1	q	1
Dawdy et Licity (1968)	1	1	1	log q	2
Dawdy et Bergman (1969)	1	1	1	log [max (q)]	2
(F.C. composite)	1	-1/2	1	log $\int_t q$	2
Labadie et Dracup (1969)	1	1	1	q	2
Ross (1970)	1	1	1	q	2
Charbonneau et al. (1971)	2	1	1	q	2
	1	1/M	$\frac{1}{q_0^M t}$	q	2
Grünwald et Dyck (1971)	1	100/M	1	q	2
Guilbot (1971)	1	1/M	$\frac{q_0 t^{-M}}{q_0 t^{-M}}$	q	1
Kite (1971)	1	1	1	q	2
Ramaseshan et Anant (1971)	1	1	1	q	2
Haan (1972)	1	1	1	q	2
James (1972)	1	1	1	q	2
Johnston et Pilgrim (1973)	1	1	1	$\int_t q$	2
Diskin et Boneh (1973)	1	1	1	q	2
Fields et Watson (1975)	1	1	1	q	2
Goodspeed (1975)	1	1	1	q	2
Logan (1975)	1	1	1	q	2
Johnston et Pilgrim (1976)	1	1	1	$\int_t q$	2
Pickup (1977a)	1	1	1	q	1
Pickup (1977b)	1	1	1	q	2
Singh (1977a)	1	1	1	max (q)	2
Singh (1977b)	1	1	1	max (q)	2
Singh (1977c)	1	1	1	q	2
Chu et Bowers (1978)		1	1	q	2
Jewell et al. (1978)	2	1/m-2	1	q	2
Kite (1978)	1	1	1	q	2
Manley (1978a)	2	1/M	$\frac{1}{q_0^M t}$	q	2
Manley (1978b) -186-	2	1/M-1	$\frac{1}{q_0^M t}$	q	2
Roberge (1979)	1	1	1	q	1
Singh et Shelburne (1979)	1	1	1	max (q)	2
Sugarawa (1979)	2	1/M	1	q	2
Alley et al. (1980)	1	1	1	log q	2
Ford et al. (1980)	2	1/m	$\frac{q_0 t^{-m}}{2b}$	q	2
Han et Rao (1980)	1	M	1	q	2
(composite)	1	(1-M)	1	$\int_t q$	2
Alley et Smith (1981)	1	1	1	log q	2
Molino (1981)	1	1/M	1	q	2
Moore et Clarke (1981)	1	1	1	q	2
Krishna (1982)	1		$\frac{1}{\int_t q_0^M t}$	q	2
Troutman (1982)	1	1	1	log $\int_t q$	2

Dans le cas où les erreurs sont hétéroscédastiques, ils proposent le critère suivant :

$$F = \frac{m}{2} \ln(2\pi\sigma^2) - \frac{1}{2} \sum_t \ln w_t + \frac{1}{2} \sigma^{-2} \sum_t w_t (q_{0,t} - q_{s,t})^2 \quad [\text{éq. 13}]$$

$$\text{où } w_t = q_{0,t}^{(2\lambda-1)} \quad [\text{éq. 14}]$$

et une contrainte

$$\sum_t \ln q_{s,t} - (m \sum_t w_t \ln(q_{s,t}) (q_{0,t} - q_{s,t})^2) \div (\sum_t w_t (q_{0,t} - q_{s,t})^2) = 0 \quad [\text{éq. 15}]$$

Ces équations sont utilisées de la façon suivante. Dans un premier temps, le modèle est calibré en utilisant l'équation [13] et en posant le paramètre lambda égal à un ($\lambda = 1.0$). Une meilleure estimation de lambda (λ) est alors calculée avec le modèle calibré en résolvant l'équation [15] par une méthode itérative. La calibration est reprise avec le nouveau lambda (λ) et ce processus itératif est arrêté lorsque lambda (λ) a convergé vers une valeur fixe.

Voici le critère que ces mêmes auteurs proposent pour le cas où l'erreur est autocorrélée.

$$F = \sum_t [q_{0,t} - \rho q_{0,t-1} - (q_{s,t} - \rho q_{s,t-1})]^2 \quad [\text{éq. 16}]$$

où

$$\rho = \left[\sum_2^n \varepsilon_t \varepsilon_{t-1} \right] \div \sum_2^n \varepsilon_{t-1}^2 \quad [\text{éq. 17}]$$

et

$$\epsilon_t = q_{0,t} - q_{s,t} \quad [\text{éq. 18}]$$

Ici encore le processus est alternatif entre l'équation [16] et [17] avec un rho initial égal à un ($\rho_{(0)} = 1.0$).

Il y a aussi Hoang et Robert (1981) qui utilisent les trois fonctions critère suivantes :

$$F_1 = \frac{\sum_{t=1}^m (q_{0,t} - \bar{q}_0)^2 - \sum_{t=1}^m (q_{0,t} - q_{s,t})^2}{(q_{0,t} - q_0)} \quad [\text{éq. 19}]$$

$$F_2 = \sum_{t=1}^m \frac{(q_{0,t} - q_{s,t}) \Delta t}{\Delta t \cdot \max(q_0)} \quad [\text{éq. 20}]$$

où Δt est le pas de temps

$$F_3 = \frac{\left[\sum_{t=1}^m (q_{0,t} - q_{s,t})^2 q_{0,t}^2 \right]^{\frac{1}{4}}}{\left[\sum_{t=1}^m q_{0,t}^2 \right]^{\frac{1}{2}}} \quad [\text{éq. 21}]$$

Finalement, il y a toutes les méthodes statistiques permettant de comparer deux séries (analyse de variance, etc) qui peuvent être utilisées

comme critère. Cependant, ces critères sont plutôt réservés à la vérification de la calibration qui est traitée au paragraphe [9.4].

7.6 La comparaison des fonctions critère

Devant la diversité des critères disponibles et pour rendre le choix plus objectif, quelques chercheurs se sont arrêtés à comparer différentes fonctions critère. Dans la littérature on retrouve quelques publications où les résultats de telles comparaisons sont divulgués.

Chapman (1970) compare quatre fonctions critère en les utilisant pour calibrer un modèle analytique agrégé. Ses comparaisons sont basées sur la vraisemblance physique des paramètres calibrés et sont donc subjectives. Ces quatre critères sont de la forme générale [équation 12] avec :

$$a = 1$$

$$b = 2$$

$$c = 1$$

$$w_t = 1$$

La différence est dans la transformation qu'il fait subir aux débits avant de calculer les résiduelles. Les quatre transformations sont :

$$f_1(q) = (\sum q)_c \quad \text{[éq. 22]}$$

$$f_2 (q) = \sqrt[2]{(\sum q)_c} \quad [\text{éq. 23}]$$

$$f_3 (q) = \sqrt[3]{(\sum q)_c} \quad [\text{éq. 24}]$$

$$f_4 (q) = \log (\sum q)_c \quad [\text{éq. 25}]$$

Où $(\sum q)_c$ indique le volume écoulé pour une crue donnée.

Il conclut que la deuxième transformation [équation 23] est supérieure aux trois autres car, selon lui, elle pondère efficacement les erreurs en faisant une meilleure utilisation de la variabilité des événements de crue dans la série de calibration.

Fortin et al. (1971) comparent sept fonctions critère. Ils se penchent plutôt sur des critères adimensionnels qu'il faut maximiser et dont la valeur maximale est l'unité. Ces fonctions critère sont :

$$C_1 = 1 - \frac{\sum_{t=1}^m (q_{o,t} - q_{s,t})^2}{\sum_{t=1}^m (q_{o,t} - \bar{q}_o)^2} \quad [\text{éq. 26}]$$

$$C_2 = 1 - \frac{1}{m} \sum_{t=1}^m \left(\frac{q_{o,t} - q_{s,t}}{q_{o,t}} \right)^2 \quad [\text{éq. 27}]$$

$$C_3 = 1 - \frac{1}{m} \sum_{t=1}^m \left(\frac{|q_{0,t} - q_{s,t}|}{\bar{q}_0} \right) \quad [\text{éq. 28}]$$

$$C_4 = 1 - \frac{1}{m} \sum_{t=1}^m \left(\frac{|q_{0,t} - q_{s,t}|}{q_{0,t}} \right) \quad [\text{éq. 29}]$$

$$C_5 = 1 - \frac{1}{m} \sum_{t=1}^m \left| \frac{(q_{s,t} - q_{0,t})}{q_{0,t}} \frac{(\bar{q}_0 + |\bar{q}_0 - q_{0,t}|)}{\bar{q}_0} \right| \quad [\text{éq. 30}]$$

$$C_6 = \frac{\sum_{t=1}^{m-1} (q_{0,t} + q_{0,t+1}) - \sum_{t=1}^{m-1} |(q_{0,t} + q_{0,t+1}) - (q_{s,t} + q_{s,t+1})|}{\sum_{t=1}^{m-1} (q_{0,t} + q_{0,t+1})} \quad [\text{éq. 31}]$$

$$C_7 = \frac{1}{m-1} \sum_{t=1}^{m-1} \left(\frac{(q_{0,t} + q_{0,t+1}) - |(q_{0,t} + q_{0,t+1}) - (q_{s,t} + q_{s,t+1})|}{(q_{0,t} + q_{0,t+1})} \right) \quad [\text{éq. 32}]$$

Ces auteurs comparent ces critères en les utilisant pour comparer un hydrogramme réel avec une version modifiée de ce même hydrogramme. Les modifications utilisées sont :

- a) un hydrogramme modifié proportionnel à l'hydrogramme réel;
- b) un hydrogramme modifié par l'addition d'un bruit aléatoire homoscédastique;
- c) un hydrogramme modifié par l'addition d'un bruit aléatoire de variance proportionnelle à l'hydrogramme réel;
- d) un hydrogramme modifié par un décalage de l'hydrogramme réel.

La sensibilité de chaque critère est analysée dans chaque cas avec des modifications d'amplitudes variables et pour des périodes différentes de l'hydrogramme (crue, étiage, etc.) Selon ces auteurs, le cinquième critère [équation 30] est le plus adéquat pour la calibration mais l'étude de leurs résultats indique que le premier critère [équation 26] est également très sensible, surtout lorsque l'amplitude des modifications est forte.

Diskin et Simon (1977) proposent une procédure permettant de choisir la fonction critère en comparant les résultats obtenus en appliquant différents critères à différentes séries correspondant aux applications possibles de la simulation (débits de crue, débits d'étiage, débits moyens, etc.).

Chaque vecteur de paramètre optimal (\underline{x}^*) obtenu par calibration avec un critère donné et pour une application donnée est réutilisé pour recalculer chacun des autres critères et les fonctions critère sont classées par ordre de similitude de leurs critères. Ce classement est fait pour chaque application et, un indice d'adéquation ayant été donné à chaque couple critère-application, le critère ayant un indice global supérieur est considéré comme ayant la meilleure performance pour l'ensemble des applications considérées. Ces auteurs appliquent leur méthode pour évaluer les douze fonctions critère suivantes :

$$F_1 = \sum_{t=1}^m (q_{o,t} - q_{s,t})^2 \quad [\text{éq. 33}]$$

$$F_2 = \sum_{t=1}^m \left(\frac{2(q_{0,t} - q_{s,t})}{q_{0,t} + q_{s,t}} \right)^2 \quad [\text{éq. 34}]$$

$$F_3 = \frac{[m \sum_{t=1}^m (q_{0,t} - q_{s,t})^2]^{\frac{1}{2}}}{\sum_{t=1}^m q_{0,t}} \quad [\text{éq. 35}]$$

$$F_4 = \frac{\sum_{t=1}^m |q_{0,t} - q_{s,t}|}{\sum_{t=1}^m q_{0,t}} \quad [\text{éq. 36}]$$

$$F_5 = \frac{\left| \sum_{t=1}^m (q_{0,t} - q_{s,t}) \right|}{\sum_{t=1}^m q_{0,t}} \quad [\text{éq. 37}]$$

$$F_6 = \frac{1}{m} \sum_{t=1}^m \left[\frac{2(q_{0,t} - q_{s,t})}{q_{0,t} + q_{s,t}} \right]^2 \quad [\text{éq. 38}]$$

$$F_7 = \frac{\sum_{t=1}^m (q_{0,t} - q_{s,t})^2}{\sum_{t=1}^m (q_{0,t} - \bar{q}_0)^2} \quad [\text{éq. 39}]$$

$$F_8 = \frac{\sum_{t=1}^m (q_{0,t}^{1/3} - q_{s,t}^{1/3})^2}{\sqrt{m} \cdot \sum_{t=1}^m q_{0,t}} \quad [éq. 40]$$

$$F_9 = 2 \left| \frac{\bar{q}_0 - \bar{q}_s}{S(q_0) + S(q_s)} \right| + 2 \left| \frac{V(q_0) - V(q_s)}{V(q_0) + V(q_s)} \right| + 2 \left| \frac{\bar{q}_0 - \bar{q}_s}{\bar{q}_0 + \bar{q}_s} \right| \quad [éq. 41]$$

où : $S(q)$ = écart type des q

$V(q)$ = variance des q

$$F_{10} = F_9 + \left| CS(q_0) - CS(q_s) \right| \quad [éq. 42]$$

où : $CS(q)$ = coefficient d'assymétrie des q

$$F_{11} = F_{10} + \left| CK(q_0) - CK(q_s) \right| \quad [éq. 43]$$

où : $CK(q)$ = coefficient d'aplatissement des

$$F_{12} = \frac{\sum_{t=1}^m (q_{0,t}^{1/2} - q_{s,t}^{1/2})^2}{\sum_{t=1}^m q_{0,t}} \quad [éq. 44]$$

Ces critères sont calculés pour les applications suivantes :

- a) les débits journaliers non nuls;
- b) les débits journaliers maximaux de chaque année;
- c) les débits journaliers maximaux de chaque mois;
- d) les débits journaliers supérieurs à un seuil donné;
- e) les débits journaliers inférieurs à un seuil donné;
- f) les courbes débit-durée.

Les auteurs effectuent ces calculs avec un modèle analytique agrégé simple appliqué à un bassin semi-aride d'Israël. Ils concluent que le critère quatre [équation 36] présente la meilleure performance, suivi des critères un et neuf (équations [33] et [41] respectivement). Ce classement est basé sur des applications particulières de la simulation, tel que recommandé par de nombreux auteurs (voir la section [7.1]).

Finalement, Sorooshian est à l'origine de plusieurs publications (Sorooshian et Dracup, 1980; Sorooshian et al., 1980; Sorooshian, 1981) où il décrit une nouvelle fonction critère objective (équations [13], [14] et [15] à la section [7.5]) qu'il compare à deux fonctions critère subjectives:

(a) les moindres carrés simples :

$$F_1 = \sum_{t=1}^m (q_{o,t} - q_{s,t})^2 \quad [\text{éq. 45}]$$

(b) les moindres carrés pondérés :

$$F_2 = \sum_{t=1}^m w_t (q_{o,t} - q_{s,t})^2 \quad [\text{éq. 46}]$$

où :

$$w_t = \frac{q_{o,t} + \bar{q}_o}{2 \bar{q}_o} \quad [\text{éq. 47}]$$

La procédure de comparaison consiste à produire un hydrogramme synthétique à partir d'un modèle déterministe analytique agrégé simple, lequel hydrogramme est entaché d'un bruit artificiel proportionnel de distribution connue. Le modèle est ensuite calibré sur cet hydrogramme modifié et la fonction critère qui procure la meilleure estimation des paramètres, dont la vraie valeur est connue, est considérée comme étant la meilleure. Sorroshian trouve que sa nouvelle fonction critère est en fait un moindre carré pondéré dont les coefficients de pondération sont déterminés objectivement plutôt que subjectivement comme dans l'équation [47]. Ce nouveau critère est plus adéquat car il produit des isomètres plus concentriques autour de l'optimum, comme le révèle l'analyse de sensibilité (Sorroshian, 1981), ce qui facilite la calibration.

Quelques autres auteurs abordent eux aussi la comparaison des fonctions critère sans toutefois publier le détail de la procédure utilisée. Ainsi Johnston et Pilgrim (1973, 1976) se basent sur leur expérience de la cali-

bration et sur l'analyse de modèles très simples pour avancer que les fonctions critère de la forme générale [équation 12] avec :

$$a = 1$$

$$b = 2$$

$$c = 1$$

$$f(q) = q$$

$$w_t = 1$$

sont les plus efficaces. Ils soulignent que le choix de l'exposant de la résiduelle n'influence pas la position du minimum mais qu'avec une résiduelle au carré ($b = 2$) les méthodes d'optimisation numérique sont plus efficaces.

8. LES MÉTHODES D'OPTIMISATION UTILISÉS

Le processus de la calibration est décrit à la section [3.] où il est dit que les deux étapes les plus importantes du processus (Figure [1]) sont l'évaluation de la simulation et la modification des paramètres. C'est la fonction critère qui permet d'évaluer la simulation de façon quantitative, tandis que les méthodes d'optimisation décrites à la section [5.] permettent de modifier séquentiellement les paramètres d'une façon ordonnée qui permet d'atteindre l'optimum. La calibration est une phase importante de l'utilisation d'un modèle et l'utilisation des méthodes numériques d'optimisation, devenue courante ces dernières années, lui confère une précision, une objectivité et une rapidité essentielles (W.M.O., 1975; Sorooshian et Dracup, 1980).

8.1 Les méthodes d'optimisation utilisées par les hydrologues

La revue de littérature a permis de dresser un tableau des différents algorithmes d'optimisation utilisés par les hydrologues. Ce tableau n'est pas exhaustif mais permet d'identifier les préférences et les tendances. Les différentes méthodes y sont identifiées par un nom accompagné d'une référence. Pour plus de détails, le lecteur peut consulter les sections [5.2.1] et [5.2.2]. Les références aux utilisateurs sont classées en ordre chronologique de publication afin de mettre en relief les tendances dans le choix des méthodes. La colonne "essais et erreurs" indique les cas où, aux méthodes d'optimisation automatique, on a préféré une calibration subjective.

Un bref regard au tableau [2] permet de constater que la méthode de recherche directe rotative de Rosenbrock (1960) est de loin la plus populaire. Lawson (1974), Manley (1978) et Pilgrim et Bloomfield (1980) tirent la même conclusion. De plus, la seule tendance évidente révélée par le tableau [2] est que la suprématie de la méthode de Rosenbrock a débuté vers 1976 et qu'auparavant aucune méthode n'était significativement plus populaire que les autres. Finalement, il semble que les méthodes de recherche directe par maillage, de Monte-Carlo et alternatives sont très peu souvent utilisées.

Tableau 2 : Les méthodes d'optimisation utilisées par les hydrologues

Méthodes Références	Essais et erreurs	Recherche directe					Analytique	
		Maillage	Monte Carlo	Alternative	Rotative (Rosenbrock, 1960)	Simplexe (Nelder, Mead 1965)	Gradient (Curry, 1944)	Gradients conjugués (Powell 1961)
Roche et Slivitzky (1967)							X	
Dawdy et Lichty (1968)					X		X	
Betson et al. (1969)							X	
Dawdy et Bergman (1969)							X	
James (1970)	X							
Guilbot (1971)		X	X		X			X
Ramaseshan et Anant (1971)							X	
Koren et Kutchment (1971)								X
Charbonneau et al. (1971)		X						
Haan (1972)				X				
James (1972)	X							
Ibbitt (1972)					X			
Johnston et Pilgrim (1973)						X	X	X
Diskin et Boneh (1973)								X
Jarboe et Haan (1974)				X				
Logan (1975)	X				X			
Goodspeed (1975)						X		
Villeneuve et al. (1975)	X							
Johnston et Pilgrim (1976)						X		X
Ozga-Kielinska et Krajewski (1976)					X			
Pickup (1977)					X	X		
Singh (1977c)					X			
Quimpo (1977)					X			
Singh (1977b)					X			
Singh (1977a)					X			
Diskin et Simon (1977)				X				
Kite (1978)		X			X			
Manley (1978)					X			
Chu et Bowers (1978)						X		
Jewell et al. (1978)	X							
Singh et Shelburne (1979)					X			
Roberge (1979)							X	
Alley et al. (1980)					X			
Ford et al. (1980)				X				
Han et Rao (1980)					X			
Doyle et Miller (1980)					X			
Sorooshian et Dracup (1980)						X		
Moore et Clarke (1981)							X	
Molino (1981)					X			
Sorooshian (1981)						X		
Alley et Smith (1981)					X			
TOTAUX	5	3	1	4	18	7	7	5

8.2 La comparaison des méthodes d'optimisation

Afin de rationaliser le choix d'une méthode d'optimisation, plusieurs chercheurs ont imaginés des procédures permettant de comparer objectivement les performances de plusieurs méthodes d'optimisation appliquées à la calibration de modèles hydrologiques. La revue de littérature comprend des publications exposant les résultats de quelques unes des comparaisons.

Chapman (1970) compare les méthodes alternatives, du gradient et du simplexe en les utilisant pour calibrer un modèle déterministe analytique agrégé sur un bassin australien. Il observe que les méthodes alternatives et du gradient sont très lentes à converger et il explique ce phénomène par une forte corrélation entre certains paramètres et par la présence de discontinuités dans la fonction critère. La méthode du simplexe est la seule qui a convergé.

Ibbitt et O'Donnell (1971) comparent les mérites des neuf méthodes d'optimisation suivantes :

- a) la méthode alternative;
- b) la méthode rotative de Rosenbrock (1960);
- c) la méthode rotative de McConalogue (voir Ibbitt et O'Donnell, 1971);
- d) la méthode des directions conjuguées de Powell (1964);
- e) la méthode du gradient conjugué de Fletcher et Powell (1963);
- f) trois méthodes analytiques utilisant une approximation quadratique de la fonction critère (Powell, 1965; Levenberg, 1944; Marquard, 1963);

g) la méthode de recherche directe aléatoire de Karnopp (1963).

Pour comparer ces méthodes, ces auteurs calibrent un modèle déterministe analytique à neuf paramètres (Dawdy et O'Donnell, 1965) sur un hydrogramme synthétique produit par ce même modèle avec des valeurs arbitraires aux paramètres. Le résultat exact de la calibration étant connu à priori, la meilleure méthode est celle qui retrouve le plus précisément ces valeurs des paramètres.

Les méthodes analytiques ne donnent pas de bons résultats et ces auteurs en attribuent la cause à des régions insensibles (à faible gradient) de l'espace paramétrique. Ils concluent que la méthode rotative de Rosenbrock (1960) est la plus efficace pour la calibration de ce modèle.

Wood (1975) compare l'utilisation de trois méthodes d'optimisation pour la calibration d'un modèle hydrologique de bassin urbanisé. Les méthodes comparées sont :

- a) la méthode alternative de Beard (1967);
- b) la méthode des directions conjuguées de Powell (1964);
- c) la méthode rotative de Rosenbrock (1960).

Les tests initiaux démontrent que la méthode alternative est inefficace et lente, et l'auteur abandonne son utilisation. Il n'exprime cependant pas de préférence concernant l'une ou l'autre des deux autres méthodes.

Johnston et Pilgrim (1976) comparent la méthode du simplexe de Nelder et Mead (1965) et la méthode du gradient conjugué de Fletcher et Powell (1963) en les utilisant pour calibrer le modèle de Broughton (1966) sur un bassin australien. Ils concluent que la méthode du simplexe est la plus efficace, surtout au début de la calibration et quand le champ paramétrique contient des discontinuités de la fonction critère.

Chu et Bowers (1978) comparent sept méthodes d'optimisation en les utilisant pour calibrer un nouveau modèle hydrologique urbain sur un bassin urbanisé de la région de Chicago. Les méthodes sont :

- a) la méthode par maillage;
- b) la méthode alternative;
- c) la méthode rotative de Rosenbrock (1960);
- d) la méthode du simplexe de Box (1965);
- e) la méthode du gradient conjugué de Fletcher et Powell;
- f) deux autres méthodes utilisant le principe des gradients conjugués.

Comme le résultat de la calibration n'est pas connu à priori, ces auteurs basent leur comparaison sur la valeur minimum que la fonction critère atteint et sur le temps de calcul requis pour l'atteindre avec chaque méthode. Ils trouvent que la méthode du simplexe est la plus efficace.

Pickup (1977) compare quatre méthodes d'optimisation en les utilisant pour calibrer le modèle de Broughton (1966) à un hydrogramme synthétique. Les méthodes comparées sont :

- a) la méthode du simplexe de Nelder et Mead (1965);
- b) la méthode des directions conjuguées de Powell (1965);
- c) la méthode du gradient conjugué de Fletcher et Powell (1963);
- d) la méthode rotative de Rosenbrock (1960).

Les critères d'évaluation de chaque méthode sont les suivants :

- a) l'exactitude de la calibration (les résultats corrects sont connus a priori);
- b) la valeur finale de la fonction critère;
- c) la durée des calculs requis.

Ces méthodes sont utilisées pour calibrer simultanément douze paramètres du modèle et donnent toutes des résultats différents entre elles et différents du résultat attendu. D'une part, la méthode du simplexe donne les résultats les plus exacts et la méthode du gradient conjugué est la plus inexacte. D'autre part, c'est la méthode des directions conjuguées qui atteint le meilleur minimum de la fonction critère. Finalement, la méthode du gradient conjugué est la plus lente tandis que les autres utilisent un temps de calcul équivalent. Cependant, ce critère de comparaison dépend directement de la définition du critère de convergence utilisé dans chaque cas. L'auteur conclut que les méthodes de recherche directe sont plus efficaces.

Sorooshian (1980) compare la méthode rotative de Rosenbrock (1960) avec la méthode du simplexe de Nelder et Mead (1965). Cet auteur a revu les

résultats publiés précédemment et en conclut que ces deux méthodes semblent être plus efficaces. Il entreprend donc de les comparer en les utilisant pour calibrer un modèle déterministe conceptuel à quatre paramètres avec un hydrogramme synthétique produit par ce même modèle. Cet hydrogramme synthétique est affecté d'un bruit aléatoire de distribution connue avant de servir à la calibration. Le bruit ajouté est généré par un modèle stochastique autorégressif afin que les erreurs soient autocorrélées car l'auteur croit qu'il est très probable que ce soit le cas des erreurs sur les séries de débits réels. Ce test est repris plusieurs fois en utilisant des niveaux différents de corrélation des erreurs. Après l'analyse de ces résultats, cet auteur conclut que l'efficacité de ces deux méthodes dépend des caractéristiques de l'espace paramétrique. Ainsi il indique que la méthode de Rosenbrock (1960) produit de meilleures estimations des paramètres sensibles tandis que la méthode de Nelder et Mead (1965) est plus efficace pour évaluer les paramètres insensibles.

En résumé les méthodes de recherche directe semblent donner de meilleurs résultats que les méthodes analytiques. Selon Pickup (1977), cette supériorité est due au fait que ces algorithmes directs peuvent parfois échapper aux minimums locaux et ne sont pas entravés par les discontinuités dans l'espace paramétrique.

9. LES STRATÉGIES DE CALIBRATION UTILISÉES

La stratégie de calibration, c'est la conduite générale de la calibration où l'on peut distinguer quatre étapes :

- a) le choix des paramètres à calibrer (quoi calibrer);
- b) le choix de la tactique de calibration (comment calibrer);
- c) le choix du critère de convergence (quand s'arrêter);
- d) la vérification de la calibration.

9.1 Le choix des paramètres à calibrer

La première étape de la stratégie de calibration consiste à choisir quels paramètres verront leur valeur déterminée par calibration. Tel que décrit au paragraphe [2.3], il y a deux sortes de paramètres : ceux représentant une grandeur physique mesurable et ceux représentant une grandeur physique difficilement mesurable ou une grandeur arbitraire. L'hydrologue doit tenter de mesurer la valeur du plus grand nombre possible de paramètres (Lawson, 1974; Mein et Brown, 1978), la valeur des autres paramètres étant déterminée par calibration (Girard et al., 1972; Magette et al., 1976; Johnston et Pilgrim, 1976). Le problème se complique lorsque la mesure disponible d'un paramètre est très incertaine. L'hydrologue est alors tenté de soumettre ce paramètre à la calibration. Quelques chercheurs (James, 1970 et 1972; McCuen, 1973; Lawson, 1974; Pickup, 1977; Han et Rao, 1980) proposent trois critères pour décider si un paramètre sera calibré :

- a) il doit être difficile à mesurer;
- b) le modèle doit être sensible à ce paramètre;
- c) ce paramètre ne doit pas être dépendant d'un autre paramètre.

9.2 Les stratégies de calibration utilisées par les hydrologues

Plusieurs stratégies sont utilisées par les hydrologues dont voici les principales.

9.2.1 La calibration par essais et erreurs

Dans la calibration par essais et erreurs, l'hydrologue modifie lui-même les paramètres un à un d'après les résultats obtenus sur l'hydrogramme simulé qu'il compare visuellement à l'hydrogramme observé. Cette tactique est toujours d'usage courant (Roche et Slivitzky, 1967; Villeneuve et al., 1974; Han et Rao, 1980), surtout au stade initial du développement d'un nouveau modèle (Manley, 1978). Elle présente toutefois de nombreux inconvénients dont la grande subjectivité d'un critère d'ajustement visuel (Jackson et Aron, 1971).

De plus, pour être efficace, la calibration par essais et erreurs doit être effectuée par quelqu'un ayant une connaissance profonde de la structure interne du modèle et de la sensibilité respective de chaque paramètre (James, 1970 et 1972; Lawson, 1974; W.M.O., 1975; Linsley, 1976). L'efficacité de cette méthode est accrue quand l'on utilise une procédure de calibration qui dicte l'ordre de variation des paramètres :

Soit par ordre décroissant de sensibilité (Kang, 1978) ou soit par ordre d'influence sur l'hydrogramme, en débutant par les paramètres qui contrôlent les volumes et en finissant avec les paramètres qui contrôlent la forme de l'hydrogramme (Lawson, 1974; Fleming, 1975; Manley, 1978b; Cundy et Brooks, 1981). Finalement, le temps requis pour effectuer une calibration par essais et erreurs peut être de beaucoup diminué si les simulations sont effectuées interactivement avec un terminal graphique plutôt qu'en lots (Linsley, 1976).

9.2.2 La calibration automatique globale

Il s'agit de la tactique de calibration automatique la plus communément employée. L'hydrologue choisit la fonction critère (section [1]), les paramètres qu'il veut calibrer (section [9.1]) et une méthode d'optimisation (sections [5] et [8]) qu'il utilise seule pour calibrer simultanément tous les paramètres. L'utilisation de cette tactique est devenue une pratique courante en hydrologie comme en témoigne le tableau [2]. Elle a le mérite d'être la plus simple d'utilisation mais son efficacité décroît rapidement quand le nombre de paramètres calibrés simultanément augmente.

9.2.3 La calibration automatique séquentielle

Cette tactique consiste à utiliser séquentiellement plusieurs méthodes d'optimisation, le résultat de l'une devenant le point de départ de la suivante. Plusieurs auteurs (Cormary et Guilbot, 1971; Ibbitt et O'Donnell, 1971; Porter et McMahon, 1971; Johnston et Pilgrim, 1973; Quimpo et Yuan,

1977; Kite, 1978; Sorooshian, 1980) recommandent l'utilisation de cette tactique. Premièrement parce que Johnston et Pilgrim (1973) démontrent que souvent, lorsqu'une méthode particulière a convergé, il est encore possible d'améliorer la calibration et, deuxièmement, parce que l'efficacité des différentes méthodes dépend des caractéristiques de l'espace paramétrique qui sont différentes selon que l'on soit loin ou près du point minimum (James, 1972).

Les tactiques séquentielles comprennent habituellement au moins deux étapes :

- a) une étape de recherche grossière mais rapide qui permet d'atteindre rapidement la région du minimum global;
- b) une étape de recherche en profondeur avec des méthodes sensibles qui permettent de localiser précisément le minimum.

Les méthodes d'optimisation utilisées pour la recherche grossière sont la méthode du maillage (Guilbot, 1971; Kite, 1978), la méthode de Monte-Carlo (Guilbot, 1971; Ibbitt et O'Donnell, 1971; Cormary et Guilbot, 1971; Quimpo et Yuan, 1977) et la méthode du simplexe (Porter et McMahon, 1971; Johnston et Pilgrim, 1973; Sorooshian, 1980) tandis que celles utilisées pour la recherche en profondeur sont la méthode de Rosenbrock (Guilbot, 1971; Kite, 1978; Sorooshian, 1980) et les méthodes de recherche analytique (Guilbot, 1971; Johnston et Pilgrim, 1973).

9.2.4 La calibration automatique par groupe de paramètres

Cette tactique consiste à utiliser les méthodes d'optimisation pour une calibration séquentielle n'utilisant qu'un groupe de paramètres à la fois plutôt que l'ensemble des paramètres à calibrer. Ceci pour deux raisons : premièrement Wood (1975) établit que la relation entre le temps de convergence et le nombre de paramètres calibrés simultanément est non linéaire et, deuxièmement Manley (1978b) trouve qu'il est peu avantageux de calibrer plus de quatre paramètres à la fois. Wood (1975) établit aussi que l'interdépendance entre paramètres ne nuit pas à l'efficacité de cette tactique mais Manley (1978b) arrive à la conclusion contraire en calibrant un modèle différent.

Johnston et Pilgrim (1976) suggèrent de former les groupes de paramètres en rassemblant ceux qui sont interdépendants. L'on obtient ainsi des groupes relativement indépendants, ce qui accélère la convergence. Pilgrim (1975) et Pilgrim et Bloomfield (1980) suggèrent, eux, de calibrer d'abord les paramètres qui influencent le volume de ruissellement et ultérieurement ceux qui influencent la forme de l'hydrogramme.

9.2.5 La calibration automatique par composantes

Cette tactique est un cas plus général de la calibration automatique par groupes de paramètres où, à chaque groupe, est associé une fonction critère différente. Ces fonctions critère évaluent seulement l'adéquation

de la partie de l'hydrogramme plus sensible à chaque groupe de paramètre pris séparément (Nash et Sutcliffe, 1970; Quick et Pipes, 1977; Pilgrim, 1975) ou évaluent l'adéquation de séries de mesures de variables internes autres que le débit à l'exutoire (Nash et Sutcliffe, 1970; Lawson, 1974; Pilgrim, 1975; Johnston et Pilgrim, 1976; Ozga-Zielinska et Krajewski, 1976). Cette tactique produit des évaluations de paramètres plus adéquates en autant que la structure du modèle est adéquate car elle utilise l'information disponible de façon plus rationnelle.

9.2.6 La calibration interactive mixte

Cette tactique consiste à utiliser la calibration automatique de façon interactive en modifiant plusieurs fois la tactique utilisées. Ces modifications sont choisies en se basant sur les résultats observés et sur la connaissance du modèle et des méthodes d'optimisation automatique. Cette tactique est utilisée par quelques auteurs (Porter et McMahon, 1971; Manley, 1978) et est recommandée par l'organisation météorologique internationale (W.M.O., 1975) et certains auteurs (James, 1972; Logan, 1975; Flemming, 1975; Pilgrim, 1975).

9.3 Les critères de convergence utilisés

Dans toutes les tactiques de calibration utilisées, il est nécessaire de définir un critère de convergence qui permet de terminer l'optimisation. Il est inutile de la poursuivre indéfiniment car l'inadéquation du modèle, les erreurs de mesure et les erreurs d'arrondis empêchent toujours d'obtenir

une similitude parfaite entre les séries simulées et les séries observées (Cormary et Guilbot, 1971). Donc la définition d'un critère de convergence est un élément important de toute stratégie de calibration et elle influence directement le résultat (Thoft-Christensen, 1975). Malheureusement, ce critère est difficile à choisir (Koren et Kutchmen, 1971) car dans la phase finale de la calibration la convergence est toujours lente (Ibbitt, 1972) et souvent aléatoire.

Les hydrologues utilisent quatre types de critères de convergence. Un premier critère utilisé est de cesser la calibration lorsque la somme des erreurs résiduelles ou la fonction critère, atteint un plancher fixé a priori (Ambler, 1979). Un autre critère utilisé arrête la calibration lorsque la variation relative de la fonction critère entre chaque itération devient inférieure à un rapport fixé d'avance (De Coursey et Snyder, 1969; Ambler, 1979; Han et Rao, 1980). Il y a aussi un critère qui termine la calibration lorsque la variation relative des paramètres, ou leur sensibilité, atteint un seuil donné (Dawdy et O'Donnell, 1965). Finalement, le critère le plus simple mais le moins réaliste est de fixer un nombre maximal d'itérations (Manley, 1978b).

La stratégie la plus rationnelle consiste à utiliser simultanément plusieurs critères de convergence et à prévoir ainsi tous les cas susceptibles de se présenter (Thoft-Christensen, 1975).

9.4 Les méthodes de vérification utilisées

Betson et al. (1969) et Snyder et Stall (1965) trouvent que la minimisation de la fonction critère est considérée erronément comme une preuve de l'adéquation du modèle. Il est évident que n'importe quelle fonction à plusieurs paramètres (un polynôme de haut degré, par exemple) peut être ajustée sur la série observée alors qu'elle ne présente aucune similitude avec le système hydrologique. Il est donc important de séparer la calibration de la vérification, la première assurant l'adéquation des paramètres seulement tandis que la seconde évalue l'adéquation du modèle entier (Kisiel, 1971; Cormary et Guilbot, 1971). Malheureusement, selon Lawson (1974), la vérification est souvent négligée et les hydrologues se contentent de présenter un exemple de simulation qu'ils jugent habituellement satisfaisant (James, 1972; Muzik, 1974; Bishop et Watt, 1975; Beasley et al., 1980).

Une première méthode de vérification consiste à analyser les erreurs résiduelles de la calibration. Si le modèle est adéquat, elles doivent être distribuées aléatoirement (Clarke, 1973; Pilgrim, 1975; Nash, 1976). Aitken (1973) juge que les tests statistiques usuels sont inefficaces pour détecter des tendances systématiques dans les résiduelles et que le seul qui soit efficace est le test du signe des résiduelles. Ces tests sont une condition nécessaire mais non suffisante pour prouver l'adéquation d'un modèle (Snyder et Stall, 1965).

Il existe une autre méthode de vérification beaucoup plus puissante. Elle consiste à prédire un hydrogramme déjà connus, mais non utilisé pour la calibration, et à évaluer l'adéquation de cette simulation. Cette méthode est très répandue (Dawdy et Lichty, 1968; Riley, 1970; Cormary et Guilbot, 1971; Johnston et Pilgrim, 1975; Villeneuve et al., 1974; Pilgrim, 1976; Ozga-Zielinska et Krajewski, 1976; Han et Rao, 1980; Molino, 1981) et son utilisation est fortement recommandée. L'organisation météorologique internationale l'utilise pour comparer les modèles hydrologiques (W.M.O, 1975). Son utilisation est toutefois remise en question par Anderson (1972) qui dit que les deux séries (de calibration et de vérification), étant tirées du même milieu, donnent nécessairement des résultats semblables et par Pilgrim (1975) qui dit qu'il est préférable d'utiliser toute l'information disponible pour la calibration et de ne pas en réserver une partie pour une vérification ultérieure.

Shrader et al. (1980) analysent l'effet de l'utilisation des mêmes données pour la calibration et la vérification et arrivent à des résultats très variables. Donc la vérification avec des données indépendantes des données de calibration reste un élément important d'une stratégie rationnelle de calibration. De plus, lorsqu'un modèle s'avère inadéquat à la vérification et qu'il est ultérieurement modifié, il est important de ne pas utiliser les mêmes séries pour les vérifications ultérieures (Doyle et Miller, 1980).

Finalement, il existe plusieurs méthodes pour évaluer l'adéquation de la simulation de vérification (Weeks et Hebbert, 1980). Ce peut être une

comparaison visuelle à l'aide de courbes débit-durée et de diagrammes d'étalement (Lawson, 1974; Pickup, 1977; Weeks et Hebbert, 1980). Cependant Aitken (1973) déconseille les comparaisons visuelles qu'il dit être très dépendantes des échelles utilisées. L'hydrologue peut aussi utiliser tout l'arsenal statistique de tests permettant de comparer deux séries. La vérification s'effectue en comparant les résultats de la comparaison des séries de calibration avec le résultats de la comparaison des séries de vérification. Si les résultats de la vérification sont significativement moins bons, c'est que le modèle n'est pas adéquat (Weeks et Hebbert, 1980) ou que la calibration n'est pas stable.

10. LES UTILISATIONS DE L'ANALYSE DE SENSIBILITÉ

Plusieurs auteurs soulignent l'intérêt d'utiliser l'analyse de sensibilité lors de la calibration d'un modèle hydrologique analytique. Les principaux domaines d'utilisation proposés sont : le choix des paramètres à calibrer (Walesh et Raasch, 1978), le choix de la fonction critère (Fortin et al., 1974; Sorooshian et al., 1980), la détermination de l'influence des erreurs de mesure (McCuen, 1973; Molino, 1981), la quantification de la stabilité de la calibration (Dawdy et Bergman, 1969; Ibbitt, 1972; McCuen, 1973a) et la vérification de l'adéquation du modèle (Thoppil, 1970; Desbordes et Raous, 1976; McCuen, 1976, Mein et Brown, 1976; Molino, 1981). La revue de littérature fournit quelques exemples de ces utilisations.

10.1 L'identification des paramètres insensibles et des paramètres interdépendants

Les paramètres insensibles sont ceux dont la variation n'a que peu ou pas d'effet sur la fonction critère. L'on identifie deux types de paramètres insensibles : les paramètres redondants qui n'ajoutent rien à la description d'un processus (Pilgrim, 1975; Johnston et Pilgrim, 1976; Pilgrim et Bloomfiels, 1980) et les paramètres inactifs appartenant à des composantes non activés par les données de calibration utilisées (Pilgrim, 1975; Goodspeed, 1975; Johnston et Pilgrim, 1976; Pilgrim et Bloomfield, 1980; Sorooshian, 1980). Ces paramètres insensibles ont malheureusement une convergence lente ou nulle lors de la calibration (Rovey et al., 1977).

Les paramètres interdépendants sont ceux dont la variation de l'un combinée à la variation de l'autre ne produit que peu ou pas d'effet sur la fonction critère. Ce sont donc les couples de paramètres qui obtiennent une forte corrélation à l'analyse de sensibilité. Il est tout à fait normal que certains paramètres soient fortement corrélés (Mein et Brown, 1978; Roberge, 1979) mais cette interdépendance a des effets néfastes sur la calibration, les deux principaux étant : un ralentissement de la convergence des méthodes de calibration automatique (Ibbitt et O'Donnell, 1971; Sorooshian et al., 1980; Pilgrim et Bloomfield, 1980; Sorooshian, 1980) et une augmentation de l'incertitude sur l'évaluation des paramètres (James, 1978).

Les entraves à la calibration causées par les paramètres insensibles et les paramètres interdépendants amènent donc plusieurs chercheurs à suggérer

l'utilisation de l'analyse de sensibilité pour identifier les paramètres insensibles qui ne doivent pas être calibrés (Green, 1970; McCuen, 1976; Kuczera, 1982) et les couples de paramètres interdépendants dont un membre doit être exclus de la calibration (Charbonneau et al., 1971; Ibbitt et O'Donnell, 1971; McCuen, 1976; Kuczera, 1982).

10.2 L'identification des composantes inadéquates du modèle

L'analyse de sensibilité, et surtout l'analyse par composantes, est aussi utilisée pour évaluer l'importance relative des différentes composantes du modèle. (Riley, 1970; Charbonneau et al., 1971; McCuen, 1973). Plusieurs auteurs suggèrent d'utiliser cette évaluation pour guider les modifications de structures requises lorsque le modèle se révèle inadéquat (Dawdy et Lichty, 1968; Charbonneau et al., 1971; Lawson, 1974; Logan, 1975; Pickup, 1977b; Molino, 1981). Par exemple, McCuen (1974) utilise l'analyse de sensibilité pour comparer l'adéquation de trois sous-modèles d'évaporation différents.

10.3 L'évaluation de l'influence des erreurs de mesure

L'évaluation de l'influence des erreurs de mesure sur les résultats de la calibration utilise une technique particulière de l'analyse de sensibilité décrite à la section [6.2]. En bref, il s'agit de comparer les résultats de la calibration du modèle sur une série donnée avec les résultats de la calibration du modèle sur cette même série après l'avoir entachée d'une

erreur artificielle. Plusieurs chercheurs dont Fortin et al. (1971), Ibbitt (1972), Parmele (1972), Logan (1975), Sorooshian et Dracup (1980), Sorooshian et al. (1980) et Sorooshian (1981) utilisent cette méthode et concluent que le résultat de la calibration est peu sensible aux erreurs aléatoires mais est sensible aux erreurs systématiques.

10.4 L'évaluation de la précision de la calibration

L'évaluation de la précision de l'estimation des paramètres est nécessaire lorsque l'on compare ces estimations avec les caractéristiques du bassin modélisé ou avec celles obtenues sur d'autres bassins (Dawdy et Bergman, 1969).

Selon Ibbitt (1972) l'erreur sur l'estimation des paramètres par calibration est reliée à la sensibilité des paramètres et l'analyse de sensibilité peut donc être utilisée pour évaluer la précision de la calibration. La technique la plus employée consiste à observer le comportement de la fonction critère au voisinage du minimum (Nash et Sutcliffe, 1970; Nash, 1976; Sorooshian et al., 1981; Sorooshian et Arfi, 1982; Molino, 1982). Des résultats équivalents sont obtenus en calculant la matrice des covariances au voisinage de l'optimum (Mein et Brown, 1978). Lorsque la fonction critère est définie par la méthode des moindres carrés ou par la méthode du maximum de vraisemblance, la théorie statistique fournit les relations permettant d'évaluer la variance des estimations des paramètres d'un modèle adéquat à partir de la matrice de covariance. Eadie et al. (1971) exposent ces méthodes et ces relations en détail mais il faut se rappeler qu'elles ne sont valides que si le modèle est adéquat.

LES PROBLÈMES DE CALIBRATION NON RÉSOLUS

11. LES PROBLÈMES DE LA CALIBRATION AUTOMATIQUE

Malheureusement, l'estimation des paramètres par la calibration automatique présente des problèmes mis en évidence dans la majorité des publications revues et Johnston et Pilgrim (1976) et Pilgrim et Bloomfield (1980) font la même constatation. Les principaux problèmes rencontrés sont :

- a) la présence de minimums locaux de la fonction critère dans l'espace paramétrique;
- b) la présence d'irrégularités de la fonction critère qui nuisent à la convergence des méthodes d'optimisation;
- c) l'obtention d'estimations nettement irréalistes.

Ces problèmes ont plusieurs causes identifiées, entre autres, par Guilbot (1971), Jackson et Aron (1971) et Sorooshian (1980) comme étant principalement : l'inadéquation de la fonction critère, l'inadéquation du modèle, les erreurs de mesure et une mauvaise stratégie de calibration. Ces problèmes ont des conséquences néfastes et plusieurs chercheurs, qui tentent d'établir des corrélations entre les estimations des paramètres non mesurables et des caractéristiques mesurables d'un bassin versant, en font les frais (Jarboe, 1974; Johnston et Pilgrim, 1976; Magette et al., 1976;

Pickup, 1977; Mein et Brown, 1978). En fait, il est irréaliste de tenter de telles corrélations tant que les modèles et les stratégies de calibration ne donnent pas des résultats plus stables (Johnston et Pilgrim, 1973; Molino, 1981).

11.1 Les problèmes de convergence

Il est toujours difficile de vérifier si une méthode d'optimisation a réellement convergé vers l'optimum réel. Parfois, elles s'arrêtent tout simplement quand le nombre total d'évaluations de la fonction critère dépasse une limite fixée à priori; il est évident que ce critère de convergence ne saurait être retenu comme preuve de l'atteinte de l'optimum réel. De façon générale, quelque soit le critère de convergence utilisé, Johnston et Pilgrim (1973, 1976) et Pilgrim et Bloomfield (1980) suggèrent de toujours essayer de continuer l'optimisation avec une méthode différente car ils observent souvent une reprise de l'optimisation et une convergence ultérieure à un meilleur optimum.

Ces mêmes auteurs avancent que les convergences prématurées sont causées par des irrégularités de la fonction critère qui ralentissent considérablement l'optimisation au point de simuler le ralentissement similaire rencontré au voisinage de l'optimum. Ces irrégularités de la fonction critère sont de deux ordres :

- a) des discontinuités (régions non différentiables) causées par des paramètres seuils;

- b) des zones linéaires de forte courbure positive causées par les paramètres fortement dépendants et les paramètres disproportionnés.

D'une part, la présence de discontinuités est surtout néfaste pour la convergence des méthodes analytiques d'optimisation qui échouent quand elles croisent une zone non différentiable de la fonction critère (Ibbitt et O'Donnell, 1971; Johnston et Pilgrim, 1973, 1976; Pilgrim, 1975; Sorooshian et al., 1980). Il est donc préférable de réduire le nombre de paramètres seuils dans les modèles qui sont calibrés automatiquement (Wood, 1975). Un moyen de réduire le nombre de ces paramètres est de remplacer chacun d'eux par une distribution statistique simple (Moore, et Clarke, 1981), mais cette solution a le désavantage d'augmenter le nombre de paramètres à calibrer car chaque paramètre seuil est remplacé par un groupe de paramètres décrivant sa distribution. Il est important de noter ici que le problème des discontinuités est partiellement évité dans les modèles matriciels (distribués) car les paramètres seuils n'y deviennent pas effectifs simultanément sur toute la superficie du bassin, remplaçant ainsi les discontinuités majeures par un ensemble de petites discontinuités séparées (Nash, 1976).

D'autre part, les zones linéaires de forte courbure positive forment des pièges où les méthodes d'optimisation convergent rapidement pour ensuite s'y immobiliser. La principale conséquence de ce phénomène est que le résultat de la calibration dépend alors des valeurs initiales utilisées (Johnston et Pilgrim, 1973; Sorooshian et Arfi, 1982). Ces zones linéaires peuvent être éliminées en utilisant une indexation appropriée de la valeur

des paramètres disproportionnés (Johnston et Pilgrim, 1976) et en diminuant le nombre de paramètres fortement dépendants.

11.2 Les minimums locaux

Toutes les techniques de calibration revues ont un défaut commun, elles ne garantissent pas que le minimum atteint est un minimum global plutôt qu'un minimum local (Cormary et Guilbot, 1971; Thoft-Christensen, 1975). Donc la présence de minimums locaux de la fonction critère peut empêcher la convergence de la calibration vers le minimum global (Sorooshian, 1980).

Il ne semble pas y avoir de consensus général concernant l'existence de ces minimums locaux de la fonction critère. Certains chercheurs sont convaincus de leur existence (Ibbitt et O'Donnell, 1971; Ibbitt, 1972; Han et Rao, 1980) et Fleming (1975) va jusqu'à suggérer de ne pas gaspiller d'énergie à rechercher un optimum global et d'utiliser un bon minimum local. D'autres mettent en doute l'existence de ces minimums locaux. Ainsi, Pilgrim (1975) soulève qu'il est difficile de prouver leur existence et que les problèmes de convergence (paragraphe [11.1]) sont souvent confondus avec des minimums locaux. D'un autre côté, Thoppil (1970) rappelle que les systèmes naturels sont habituellement unimodaux mais qu'il n'est pas prouvé que cette propriété est conservée dans les problèmes multiparamétriques. Finalement, Sorooshian (1980) observe que la présence des minimums locaux dépend de la définition de la fonction critère et de la nature des erreurs de mesure dans les séries observées.

Quelques stratégies de recherche d'un minimum global ont été proposées. La plus simple consiste à contraindre la recherche à une région que l'on sait unimodale autour du minimum global (Green, 1970). Cependant cette stratégie nécessite une connaissance à priori de l'allure de la fonction critère au voisinage de l'optimum. Une autre stratégie consiste à mener une série de calibrations avec des valeurs initiales différentes et à conserver le meilleur minimum obtenu (Lawson, 1974; Green, 1970). Il est malheureusement impossible de prouver que ce minimum est le minimum global. Il y a aussi une stratégie qui consiste à utiliser la calibration automatique séquentielle (paragraphe [9.2.3]) en commençant par des méthodes grossières qui sont moins sujettes à s'arrêter sur des minimums locaux. Malheureusement, aucune de ces stratégies ne donne des résultats parfaitement concluants et le problème des minimums locaux est loin d'être résolu.

11.3 Les estimations biaisées

C'est un fait reconnu que les techniques de calibration automatique peuvent donner des estimations biaisées des paramètres (Pickup, 1977b). Ces estimations peuvent être vérifiées grossièrement pour leur réalisme physique (Kite, 1971; Walesh et Raash, 1978) ou à l'aide des techniques de vérification décrites au paragraphe [9.4], mais la faible puissance de ces tests ne permet pas d'affirmer avec certitude qu'elles ne sont pas biaisées. C'est pourquoi plusieurs concluent que les modèles analytiques calibrés ne sont guère que des modèles empiriques avec une structure compliquée (Dawdy et Lichty, 1968; Desbordes et Raous, 1976; Pickup, 1977b; Moore et Clarke, 1981; Kuczera, 1982).

Ces estimations biaisées originent de deux types de problèmes. Premièrement les problèmes dus à l'inadéquation des modèles analytiques qui sont décrits au paragraphe [4.] et deuxièmement les problèmes inhérents aux stratégies de calibration automatique qui sont exposés au paragraphe [11.]. Il est important de séparer ces deux problématiques et il est logique de travailler prioritairement à régler les problèmes de la calibration avant de s'attaquer à la structure des modèles sinon il y a risque de confondre un problème de calibration avec un problème de modélisation et de porter de faux jugements concernant le modèle calibré. Plusieurs chercheurs partagent cette opinion et tâchent de vérifier la performance des stratégies de calibration en exécutant des calibrations synthétiques.

Dans une calibration synthétique, l'hydrogramme mesuré est remplacé par un hydrogramme synthétique produit antérieurement par le modèle avec des valeurs arbitraires des paramètres. La calibration débute avec des valeurs initiales modifiées et le résultat peut être comparé avec les vraies valeurs connues à priori. Les problèmes d'inadéquation du modèle sont complètement éliminés car le modèle est parfaitement adéquat pour simuler un hydrogramme qu'il a lui-même produit.

La calibration automatique est utilisée dans plusieurs articles de la littérature revue pour comparer les méthodes de calibration et les fonctions critère (Cormary et Guilbot, 1971; Guilbot, 1971; Ibbitt, 1972; Sorooshian, 1980; Molino, 1981). Ces auteurs suggèrent l'utilisation des méthodes et des critères qui produisent les estimations les moins biaisées mais s'alar-

ment peu du fait qu'aucune ne produit des estimations non biaisées. Bien sûr, il est raisonnable de s'attendre à un biais minimum causé par les erreurs d'arrondis mais dans plusieurs des cas revus (Tableau [3]) les biais sur certains paramètres dépassent cent pourcent (100%).

Un choix judicieux de la fonction critère et de la stratégie de calibration permet de réduire ce biais mais nullement de le rendre négligeable. Il subsiste donc un doute sérieux sur la validité de toute calibration et il semble prioritaire de rechercher la cause de ces biais et d'en arriver à une méthodologie de calibration qui en est le plus possible exempte.

12. UNE MÉTHODOLOGIE DE CALIBRATION NON-BIAISÉE

L'ensemble des règles guidant la définition de la fonction critère, l'établissement de la tactique de calibration automatique et la conduite de la vérification constitue la méthodologie de calibration.

Donc, la revue de littérature exposée aux paragraphes précédents constitue une revue des méthodologies de calibration actuellement utilisées et révèle que ces méthodologies comportent des faiblesses qui enlèvent de la crédibilité aux calibrations qui en sont issues. C'est pourquoi il est opportun de proposer une nouvelle méthodologie qui se veut exempte de ces défauts.

Tableau 3 : Sommaire des calibrations synthétiques revues. Les erreurs d'estimation en pourcentage.

Références	Paramètres (par ordre de précision de l'estimation)*								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Cormary et Guilbot (1971)	1,6	1,8	5,5	7,5	8,8	11,0	12,4	26,4	34,8
Guilbot (1971)	0,06	0,3	0,4	0,4	1,9	4,2	8,3		
Ibbitt (1972)	0,9	2,0	20,3	25,5	34,0	36,3	51,7	226	232
Sorooshian (1980)	23,3	23,8	35,2	255					
Sorooshian (1980)	16,4	91,3	178	772					
Sorooshian (1980)	2,8	28,0	32,4	156					
Sorooshian (1980)	1,2	5,42	18,44	18,44					
Molino (1981)	0,08	1,6	2,3	4,5	11,9	78,2			
Pickup 1977b)	5,0	6,5	12,5	15,0	33,3	35,1	50,0	52,0	54,7

* Note : ces chiffres sont les biais relatifs en pourcent.

12.1 La fonction critère

La définition de la fonction critère est sans doute l'élément le plus important de toute méthodologie de calibration comme il est souligné au paragraphe [7.1]. Il existe deux approches différentes pour définir le critère (paragraphe [7.4]). La première, l'approche subjective consiste à choisir la fonction critère en fonction des buts particuliers de chaque modélisation. Elle conduit à l'utilisation d'un critère qui privilégie l'adéquation de certaines parties de l'hydrogramme dans le but d'améliorer la précision dans des conditions similaires. Cependant, il n'est pas prouvé que les prédictions sont effectivement améliorées. En fait, cette approche correspond au choix, à priori, d'un modèle de tendance pour les résiduelles et à l'ajustement du modèle hydrologique sur les résiduelles de ce modèle de tendance. Il en résulte une perte d'information et l'introduction d'un biais systématique dans l'évaluation des paramètres.

La deuxième, l'approche objective, consiste à utiliser la théorie statistique du maximum de vraisemblance pour définir le critère. Il en résulte un critère, souvent les moindres carrés pondérés, qui conduit à l'utilisation optimale de l'information contenue dans l'hydrogramme et produit des estimations non biaisées en autant que le modèle est adéquat à simuler le système. Sorooshian (1980) a prouvé la supériorité (estimations plus stables et moins biaisées) de ce type de critère.

12.1.1 Une fonction critère objective

Donc, une méthodologie de calibration non biaisée se doit d'utiliser une fonction critère objective. Sorooshian et Dracup (1980) proposent des fonctions critères objectives dérivées à l'aide de la méthode du maximum de vraisemblance (paragraphe [7.5]). Habituellement, pour appliquer le maximum de vraisemblance, il faut connaître les caractéristiques stochastiques des erreurs sur les séries utilisées mais ces auteurs contournent ce problème en calibrant simultanément un modèle hydrologique déterministe sur les débits mesurés et un modèle stochastique simple sur les résiduelles du premier. Cette procédure séduisante comporte cependant un grave défaut. Elle implique que le modèle hydrologique est parfaitement adéquat car elle néglige de tenir compte de l'erreur due à l'inadéquation du modèle (ϵ_s) tel que le démontre les équations suivantes :

a) Erreur de mesure :

$$q_o = q_r + \epsilon_o \quad [\text{éq. 48}]$$

b) Erreur de modélisation :

$$q_r = q_s + \epsilon_s \quad [\text{éq. 49}]$$

c) Équation de calibration :

$$q_0 = q_s + \epsilon_s + \epsilon_0$$

[éq. 50]

où

q_0 = débit mesuré

q_r = débit réel

ϵ_0 = erreur de mesure du débit

q_s = débit simulé

ϵ_s = erreur de simulation

En fait, cette procédure confond les erreurs de simulation (ϵ_s) et les erreurs de mesure (ϵ_0) en les incluant dans un modèle stochastique unique. Il est probable que lorsque le modèle déterministe et le modèle stochastique sont calibrés simultanément sur des données réelles (pas une calibration synthétique) le modèle stochastique tend à masquer les imperfections du modèle déterministe en transférant les poids pour alléger l'effet des erreurs d'inadéquation. Malheureusement, ces deux auteurs démontrent la supériorité de leurs critères en effectuant seulement des calibrations synthétiques. Il est à redouter que cette procédure, appliquée à une calibration réelle, produise un gain en ajustement de l'hydrogramme de calibration qui ne se traduise pas nécessairement par un gain similaire à l'étape de la vérification.

De plus, la précision usuelle des données de débit utilisées pour la calibration est habituellement très bonne avec des écarts inférieurs à dix pourcent (10 %) selon l'annuaire hydrologique du Québec et l'opportunité de

tenir compte de ces écarts peut être mise en doute. Quoi qu'il en soit, une fonction critère objective de ce genre est tout de même préférable à une fonction critère subjective qui utilise une pondération arbitraire; ce qui est l'équivalent d'utiliser un modèle stochastique inadéquat qui introduit des biais systématiques dans l'estimation des paramètres du modèle déterministe se traduisant par une perte de précision à la vérification.

Il existe un moyen pour utiliser une fonction critère objective sans avoir les inconvénients de la calibration simultanée de Sorooshian. Il s'agit d'évaluer les caractéristiques stochastiques des mesures de débits de façon indépendante. Ainsi, une façon d'évaluer l'hétéroscédasticité est d'étudier la courbe de tarage de la station utilisée et d'en tirer une relation entre la variance des erreurs de mesure et le débit.

$$\sigma^2 = g(q_0) \quad [\text{éq. 51}]$$

Cette équation est dérivée en ajustant un modèle simple sur les évaluations obtenues à la figure [2.]

Ces résultats sont ensuite utilisés dans la fonction critère objective suivante :

$$F = \sum_t \frac{[q_{o,t} - q_{s,t}]^2}{g(q_{o,t})} \quad [\text{éq. 52}]$$

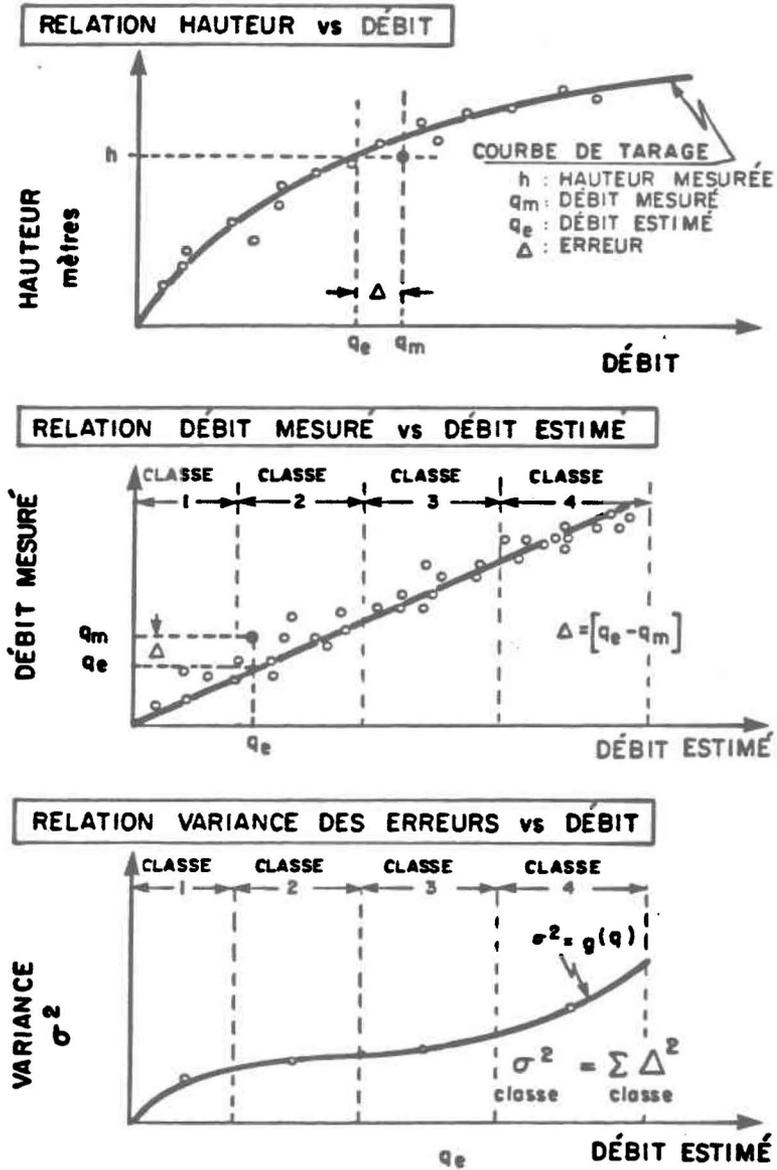


Figure 2 : La relation entre la variance des erreurs de mesure et le débit estimé

Ce critère où le dénominateur est déterminé de façon indépendante permet d'éliminer les biais dus à l'hétéroscédasticité des erreurs de mesure des débits sans impliquer prématurément l'adéquation du modèle.

12.1.2 Des fonctions critère spécifiques

Le problème des estimations biaisées est toujours entier et pour le résoudre il faut d'abord tenter d'en comprendre le mécanisme. La revue des résultats de calibrations synthétiques publiés (Tableau [3.]) révèle que les biais s'échelonnent, pour une même calibration, de très faible à très fort. Molino (1981) trouve que l'ampleur du biais est inversement proportionnel à la sensibilité et à l'indépendance du paramètre. Cette observation permet d'avancer l'hypothèse que ces biais sont dus à des problèmes de convergence. Ainsi, les paramètres insensibles et dépendants ont plutôt tendance à s'ajuster à des valeurs biaisées qui leur permettent d'influencer le critère en modifiant légèrement les paramètres plus sensibles dont ils sont dépendants.

Ce problème peut être évité en assurant à ces paramètres une plus grande sensibilité. Leur insensibilité vient souvent du fait qu'ils contrôlent des processus qui ne sont effectifs que pendant une fraction minime de la durée de la simulation de telle sorte que leur effet sur la fonction critère, qui est calculée sur l'hydrogramme entier, est insensible. La solution est simple, il suffit de calibrer chaque paramètre à l'aide d'une

fonction critère n'incluant que les sections de l'hydrogramme où ce paramètre est effectif.

Il est suggéré de séparer l'hydrogramme en groupes de sections selon des critères climatologiques par exemple, tels :

- a) les sections d'étiage en été;
- b) les sections d'étiage en hiver;
- c) les sections de crue en été;
- d) les sections de crue (fonte) en hiver (Figure 3).

Ensuite, les paramètres sont répartis entre ces groupes selon les influences respectives et finalement la calibration se fait de façon alternative en optimisant à tour de rôle chaque fonction critère spécifique calculée sur un groupe de sections et en fixant tous les paramètres qui ne font pas partie du groupe correspondant. Cette procédure permet de plus l'utilisation simultanée de séries de calibrations autres que les débits (piézométrie et stocks de neige mesurés, par exemple).

Cependant, le choix des groupes de paramètres doit tenir compte des interdépendances entre paramètres et deux paramètres fortement dépendants doivent toujours être calibrés simultanément, le but de cette procédure n'étant pas de réduire les dépendances, mais d'augmenter les sensibilités. De plus, il est préférable de réserver cette procédure pour la partie finale de la calibration afin de réduire les calculs.

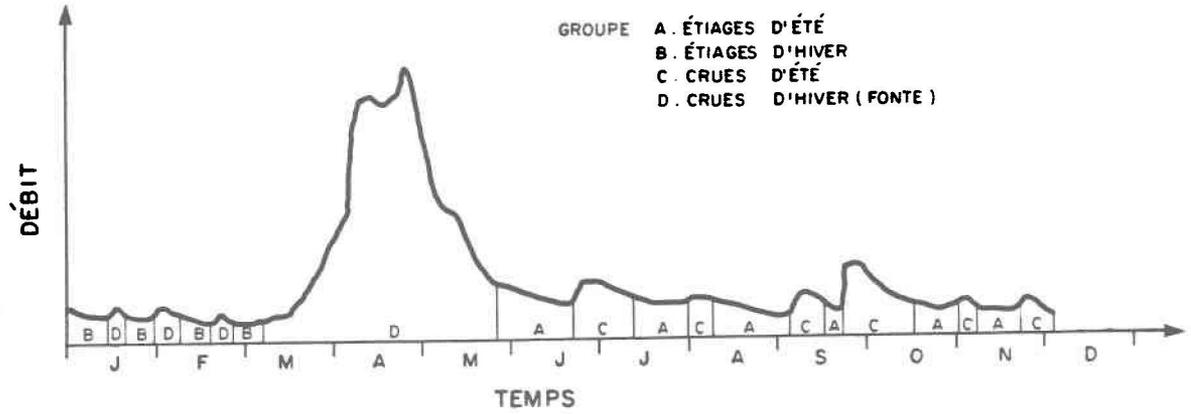


Figure 3 : Séparation d'un hydrogramme

12.2 Une calibration par étapes

De toutes les tactiques de calibration automatique revues, c'est sans doute la calibration par étapes comme utilisée par Guilbot (1971) qui est la plus efficace. Elle lui permet d'obtenir des biais inférieurs à 10 % lors d'une calibration synthétique; ce qui est bien supérieur aux autres résultats publiés (Tableau [3]). Le principe directeur de sa procédure est de débiter l'optimisation avec des algorithmes grossiers qui sont efficaces loin de l'optimum et qui sont moins susceptibles de conduire à un optimum local.

L'optimisation se poursuit avec des méthodes intermédiaires, usuellement une méthode de recherche directe, et la finition est confiée à une méthode analytique. Le fait d'utiliser plusieurs méthodes assure que la convergence est réelle et le fait de terminer en utilisant une méthode analytique fournit, par la matrice des covariances, des informations utiles concernant la sensibilité des estimations, et les interdépendances.

12.3 La vérification

La vérification, trop souvent négligée, doit être faite avec rigueur et la méthode la plus acceptable est celle de la prédiction d'un hydrogramme déjà connu. Il faut cependant choisir un moyen d'évaluation de cette prédiction qui soit un test puissant et objectif. De tous les tests revus au paragraphe [9.4], ce sont les tests de comparaison statistique des séries

qui sont les plus objectifs. Ils permettent de comparer l'adéquation de la calibration avec l'adéquation de la prédiction et, règle générale, si la prédiction est significativement moins bonne, la calibration et le modèle sont déclarés inadéquats. Malheureusement, il n'existe pas de norme rigoureuse pour tracer la limite entre une vérification positive et une négative. De plus, la vérification ne permet pas de distinguer entre les problèmes dus à la calibration et ceux dus à la conception du modèle.

Il reste donc beaucoup de recherche à effectuer dans ce domaine et la solution de ces problèmes dépend du développement d'une méthodologie de calibration non biaisée qui dévoilera, sans ambiguïtés, les inadéquations des modèles calibrés.

PARTIE - 4 -

UN ESSAI D'APPLICATION

13. LE PROTOCOLE D'EXPÉRIENCE

Plusieurs suggestions de tactiques visant à constituer une méthodologie de calibration non-biaisée sont proposées au chapitre [12.] de ce mémoire. Une d'entre elles est ici soumise à l'épreuve. Il s'agit de la méthode de calibration par étapes.

13.1 Le but de l'expérience

Le but de l'expérience est de vérifier la stabilité d'une méthode de calibration par étapes semblable à celle proposée par Guilbot (1971). Cette expérience doit permettre d'évaluer l'amplitude du biais dû à la calibration et ces résultats serviront de point de référence pour quantifier les améliorations (détériorations ?) dues à l'introduction ultérieure, dans la méthodologie de calibration, d'autres tactiques suggérées au chapitre [12.].

13.2 La méthodologie utilisée

La méthode utilisée est celle de la calibration synthétique; il est important ici que les problèmes d'inadéquation du modèle n'interfèrent pas avec ceux de la calibration. L'expérience se déroule en cinq phases.

- 1) La calibration initiale d'un modèle déterministe analytique semi-agrégé sur les données hydrométéorologiques du bassin de la rivière Rimouski en 1979.
- 2) La simulation d'un hydrogramme synthétique avec les données météorologiques de 1979 et les estimations des paramètres obtenues en (1).
- 3) Le tirage au hasard, dans des distributions uniformes couvrant le domaine de variation de chaque paramètre, de dix (10) jeux de paramètres initiaux $\underline{x}_{(0)}$.
- 4) La calibration, par étapes, du modèle avec les données météorologiques de 1979 et l'hydrogramme synthétique produit en (2). Cette phase est répétée pour chaque jeu de paramètres initiaux $\underline{x}_{(0)}$ obtenus en (3).
- 5) La comparaison des résultats de la phase (4) avec ceux de la phase (1).

Lors de la première calibration (phase 1), les valeurs initiales des paramètres sont celles obtenues lors de l'utilisation précédente du modèle pour simuler le bassin de la rivière Sainte-Anne-Bras-du-Nord. Cette calibration initiale se fait en deux étapes : une première étape avec la méthode du simplexe (Nelder et Mead, 1965) et une deuxième étape avec la méthode du gradient conjugué (Powell, 1961).

Quant aux calibrations synthétiques elles se font en trois étapes : dans une première étape on utilise la méthode de Monte-Carlo (Karnopp, 1963), dans la deuxième étape, la méthode du simplexe (Nelder et Mead, 1965) et finalement dans une troisième étape, la méthode du gradient conjugué (Davidon, 1968).

Les versions programmées de ces algorithmes ont été composées par l'équipe du centre d'informatique du centre européen de recherches nucléaires et sont accessibles via le logiciel MINUIT.

La fonction critère utilisée est la minimisation des moindres carrés des résiduelles car la théorie du maximum de vraisemblance prédit que dans le cas de la calibration d'un modèle non-linéaire adéquat avec des données dont les erreurs sont distribuées normalement, indépendantes et homoscédastiques ce qui est le cas dans une calibration synthétique, c'est ce critère qui permet d'obtenir des estimations non biaisées.

13.3 Les éléments de l'expérience

13.3.1 LE MODÈLE UTILISÉ

Il s'agit d'un modèle actuellement en développement à l'INRS-Eau. Monsieur Jean-Pierre Villeneuve en a imaginé la structure et la version utilisée ici a été programmée par madame Johanne Boisvert et monsieur Denis Leblanc (Leblanc et Villeneuve, 1978). Il est à noter que monsieur Serge Daudelin achève actuellement la rédaction d'une thèse de maîtrise en rapport avec des améliorations apportées au modèle (Daudelin, 1983).

C'est un modèle déterministe, analytique et semi-agrégé. Il tire parti des avantages de la discrétisation spatiale des modèles distribués tout en évitant les inconvénients de la structure de transfert de ce type de modèle. En fait, il s'agit de la juxtaposition spatio-temporelle d'un nombre limité de modèles agrégés avec étalement des débits produits.

13.3.1.1 Sa structure

Sa structure est basée sur un découpage simultané du bassin en zones isochrones et en zones d'influence des stations météorologiques (polygones de Thiessen). L'ensemble du bassin est d'abord subdivisé par maillage en éléments carrés de cinq kilomètres d'arête. Ensuite l'arbre d'écoulement est construit à l'aide du calcul des pentes entre les éléments et finalement, à l'aide d'une fonction d'approximation du temps de séjour de l'eau dans chaque élément, fonction de la pente et de la nature de l'élément, les temps cumulatifs par rapport à l'exutoire sont cumulés en remontant l'arbre d'écoulement.

Ces temps cumulatifs par rapport à l'exutoire servent ensuite, après normalisation pour rendre le temps de concentration ainsi calculé égal au temps de concentration observé, à découper le bassin en zones isochrones. Simultanément le bassin est découpé en zones d'influence des stations météorologiques selon la méthode des polygones de Thiessen.

Lors de la simulation, les zones météorologiques sont simulées comme des modèles agrégés séparés. Ensuite, pour reconstituer les débits à l'exutoire, les débits sortants de chaque sous-modèle sont distribués sur les zones isochrones et sont sommés en appliquant les décalages temporels correspondants.

13.3.1.2 Ses composantes et leurs paramètres

La figure [4] représente la structure d'un élément de production du modèle. L'agencement des composantes y est exposé. Pour bien interpréter les résultats de la calibration il est important de connaître les équations modélisant les composantes et les paramètres s'y rattachant. Les équations du modèle sont présentées à l'annexe B et seules les principales sont présentées ici :

- Taux de fonte journalier

$$TF = 0.29 + 0.0084 \times XK + 0.00007 \times PL \quad [\text{éq.53}]$$

- où : TF Taux de fonte journalier
XK Paramètre relatif à la fonte due à la convection et à la condensation
PL Pluie journalière

- Température cumulée

$$TC = TP + \max (0.0, (T - STS)) \quad [\text{éq.54}]$$

- où : TC Température cumulée
TP TC de la veille
T Température moyenne journalière
STS Paramètre; seuil de fonte

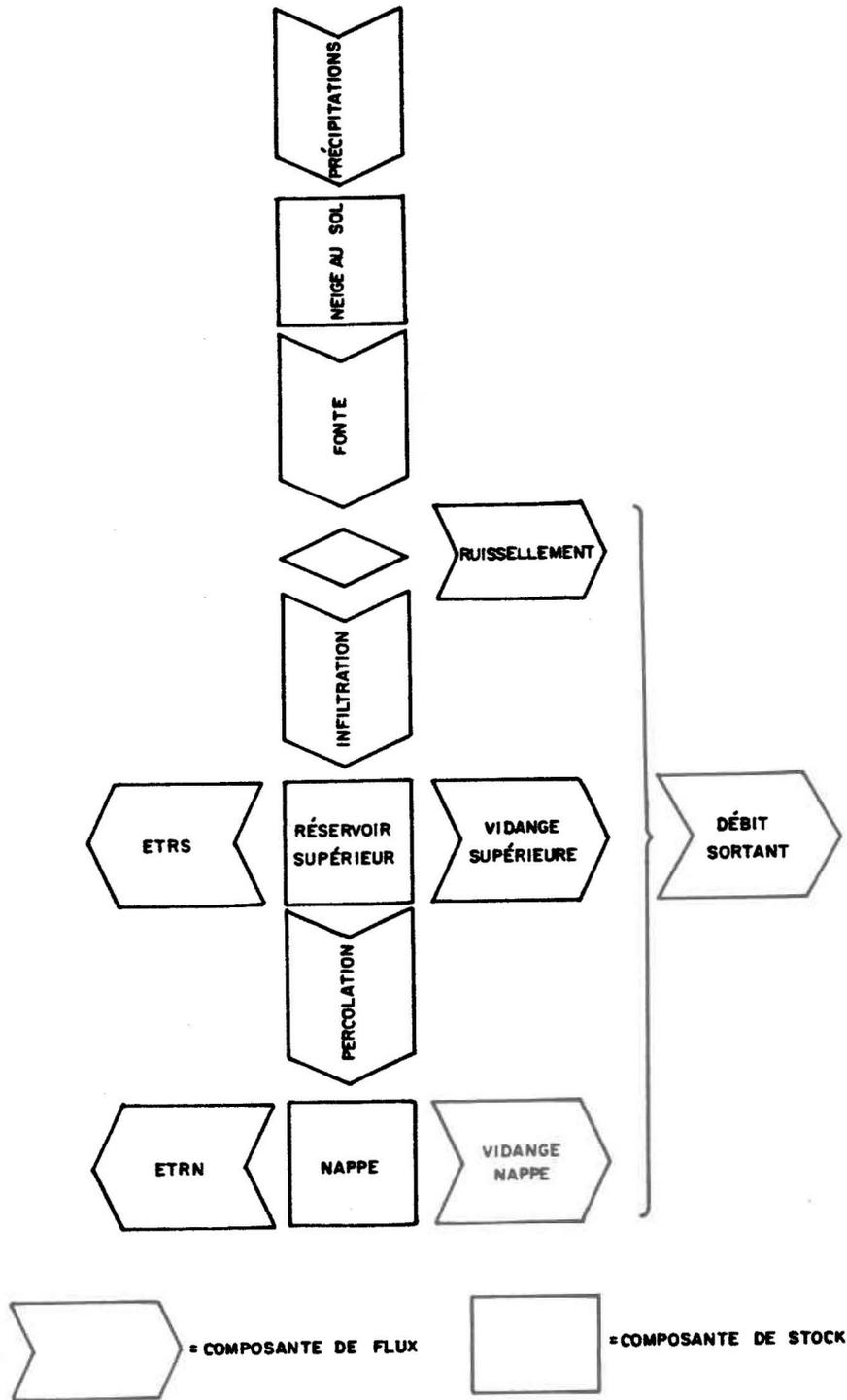


Figure 4 : Schéma de production sur un élément

- Température du stock de neige

$$TS = (TH \times BETA) + (TV \times (1 - BETA)) \quad [\text{éq.55}]$$

où : TS Température du stock de neige

TH TS de la veille

BETA Paramètre

TV T de la veille

- Aire de réponse rapide

$$AR = \frac{HS}{P3} \times P5 + P6 \quad [\text{éq.56}]$$

où : AR Fraction du sous-bassin qui est une aire de réponse rapide

HS Stock d'eau dans le réservoir supérieur

P3 Paramètre; capacité du réservoir supérieur

P5 Paramètre

P6 Paramètre

- La vidange du réservoir supérieur

$$VS = \left(\frac{C1}{C1 + C2} \right) \times \left(\frac{IV}{2} \right) \times \left(1 - \frac{SB}{(C1 + C2)} \times \left(1 - \exp \left(\frac{-(C1 + C2)}{SB} \right) \right) \right) \\ + HS \times \left(\frac{C1}{C1 + C2} \right) \times \left(1 - \exp \left(\frac{-(C1 + C2)}{SB} \right) \right) \quad [\text{éq.57}]$$

- où : VS Vidange journalière du réservoir supérieur
C1 Paramètre; vidange supérieure
C2 Paramètre; percolation
IV Indice des apports
SB Superficie d'un élément

- La percolation

$$PE = \left(\frac{C2}{C1 + C2} \right) \times \left(\frac{IV}{2} \right) \times \left(1 - \frac{SB}{(C1 + C2)} \times \left(1 - \exp \left(\frac{- (C1 + C2)}{SB} \right) \right) \right) + HS \times \left(\frac{C2}{(C1 + C2)} \right) \times \left(1 - \exp \left(\frac{- (C1 + C2)}{SB} \right) \right) \quad [\text{éq.58}]$$

- La vidange de la nappe

$$VN = SK \times IK \times \left(1 - \frac{SK}{C} \times \left(1 - \exp \left(\frac{-C}{SK} \right) \right) \right) \times FC + SK \times VJ \times \left(1 - \exp \left(\frac{-C}{SK} \right) \right) \quad [\text{éq.59}]$$

- où : VN Vidange journalière de la nappe
SK Superficie du sous-bassin
IK Apport moyen à la nappe
C Paramètre; vidange de la nappe
FC Facteur de conversion pouces_pieds
VJ Vidange instantanée au début de la journée

- Le rapport ETR/ETP

$$RA = P1 + (1 - P1) \times \left(1 - \frac{1}{\left(\exp \left(\left(\frac{HP}{P3} - P2 \right) \div P4 \right) + 1 \right)} \right) \quad [\text{éq. 60}]$$

- où : RA Rapport ETR/ETP
 HP HS de la veille
 P1 Paramètre
 P2 Paramètre
 P4 Paramètre

- L'évapotranspiration potentielle

$$ETP = 2.098 \times \left(\frac{5.55}{XI} \left(T - 32.0 \right) \right)^{XA} \times \text{SOLEIL} \quad [\text{éq. 61}]$$

- où : ETP Évapotranspiration potentielle journalière
 XI Paramètre; indice thermique
 XA Paramètre; exposant de Thornthwaite
 SOLEIL Ensoleillement journalier

13.3.1.3 Les paramètres calibrés

Dans une calibration synthétique, le choix des paramètres à calibrer est beaucoup moins critique que dans une calibration réelle. En fait, le

Tableau 4 : Les paramètres calibrés

Paramètre	Composante	Description	Unités
1 P3	Réservoir supérieur	Capacité du réservoir supérieur	pi ²
2 P1	ETR	Coefficient du rapport ETR/ETP	-
3 XA	ETP	Exposant de Thornthwaite	-
4 C	Nappe	Coefficient de vidange	pi ²
5 XK	Fonte	Paramètre relatif à la fonte due à la convection et à la condensation	$\frac{p0}{°F}$
6 STS	Stock de neige	Température du seuil de fonte	°F
7 C1	Vidange du réservoir supérieur	Coefficient de vidange	pi ²

modèle y étant parfaitement adéquat par définition, tous les paramètres devraient pouvoir y être ajustés sans problèmes. En pratique, il est superflus de calibrer plus d'un paramètre par composante, car les interdépendances à l'intérieur d'une même composante sont toujours fortes. La calibration est donc ici limitée à sept paramètres distribués entre les composantes du modèle. Le tableau [4] contient la liste de ces paramètres. Les autres paramètres se sont vus accorder une valeur fixe tirée de la calibration antérieure du modèle sur la rivière Sainte-Anne-Bras-du-Nord.

13.3.2 LE BASSIN MODÉLISÉ

Le bassin modélisé est celui de la rivière Rimouski. Il a son embouchure sur la rive droite de l'estuaire du Saint-Laurent et traverse les monts Notre-Dame dans la chaîne des Appalaches. Les coordonnées de l'embouchure sont 48° 24' ouest par 68° 33' nord et la superficie du bassin versant est de 1 590 km². La figure [5] montre le bassin versant et son réseau hydrographique. Ce réseau est du type "en treillis" commun dans les Appalaches et a motivé l'utilisation d'un maillage formant angle avec les méridiens.

Cinq stations météorologiques situées près ou dans le bassin sont utilisées pour la simulation. La liste en est présentée au tableau [5] et les localisations à la figure [5]. L'année de simulation choisie est 1979 et les données proviennent de la banque de données hydrométéorologiques de l'INRS-Eau (Morin, 1979).

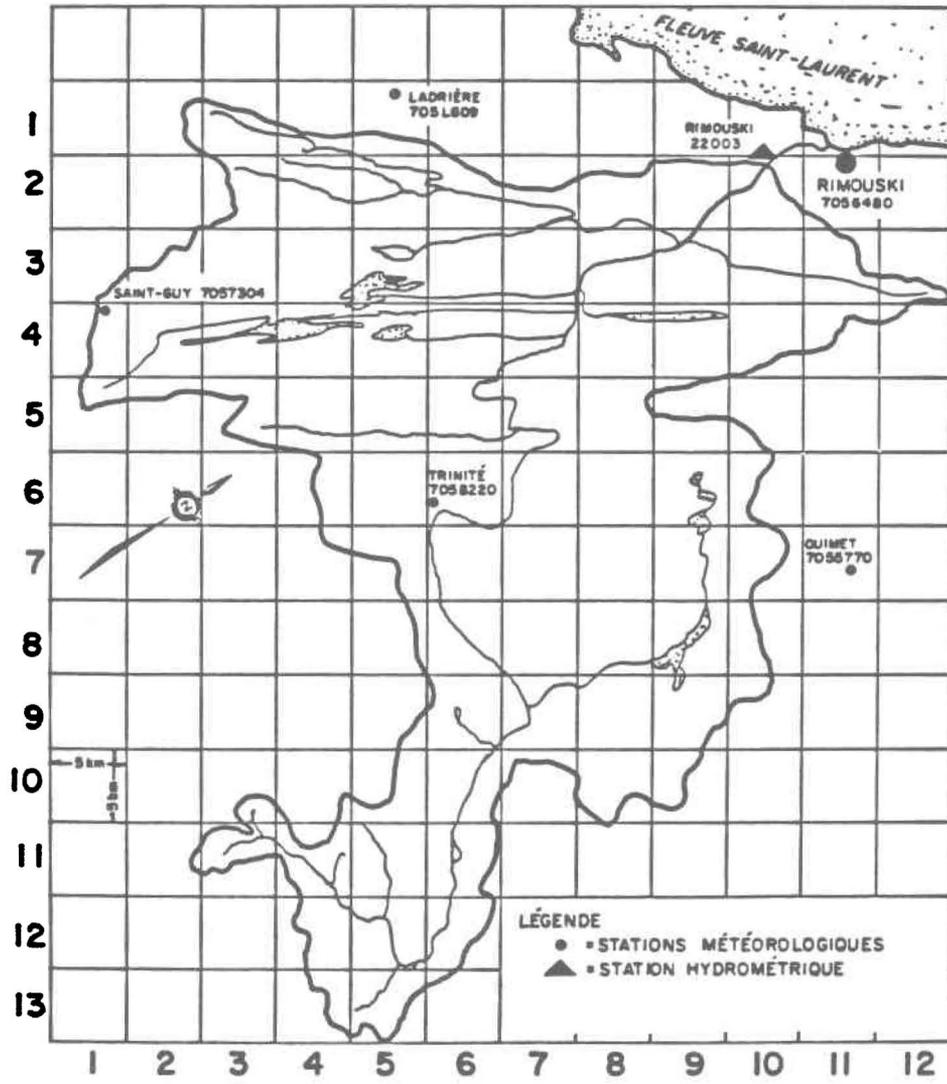


Figure 5 : Bassin versant de la rivière Rimouski

Tableau 5 : Les stations hydro-météorologiques

Numéro	Nom	Type
22003	Rimouski	Hydrologique
705LG09	Ladrière	Météorologique
7055770	Ouimet	Météorologique
7057304	St-Guy	Météorologique
7058520	Trinité-des-monts	Météorologique
7056480	Rimouski	Météorologique

Le détail des étapes de l'utilisation du modèle est résumé dans le guide de l'utilisateur (Houle et Villeneuve, 1983) et les résultats intermédiaires sont présentés à l'annexe C.

13.3.3 LES VALEURS INITIALES DES ESSAIS DE CALIBRATION SYNTHÉTIQUE

Pour chaque paramètre calibré on procède d'abord à la détermination des bornes du domaine de variation possible. Ces bornes sont définies par les limites physiques connues des paramètres ayant une signification physique ou par des limites mathématiques imposées par les équations.

Ensuite, dix valeurs de départs sont tirées aléatoirement d'une distribution uniforme couvrant le domaine de variation possible. Il en est de même pour les sept paramètres calibrés et le tableau [6] présente les résultats de ces tirages. Les dix jeux de paramètres servent ensuite de points de départs pour les essais de calibration synthétique.

13.4 Les résultats

Il y a tout d'abord la calibration initiale du modèle avec les données hydrométéorologiques de 1979. Cette calibration est faite en deux étapes. Les valeurs initiales des paramètres sont celles retenues d'une utilisation antérieure du modèle sur le bassin de la rivière Sainte-Anne Bras-du-Nord. Dans la première étape, la méthode du simplexe (Nelder et Mead, 1965) est utilisée et dans la deuxième étape, c'est la méthode du gradient conjugué (Davidon, 1968) qui est utilisée. Les résultats sont présentés au tableau

Tableau 6 : Les points de départ

Paramètre	Borne inférieure	Borne supérieure	Essais										Variance
			1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
1 P3	200.0	1000.0	713 (.123)*	379 (.403)	392 (.383)	977 (.538)	424 (.332)	487 (.233)	831 (.309)	491 (.227)	701 (.104)	582 (.084)	36646
2 P1	0.0	2.0	1.44 (.402)	1.09 (.061)	1.54 (.499)	0.53 (.484)	1.00 (.027)	0.53 (.484)	1.48 (.441)	0.64 (.377)	0.30 (.708)	1.46 (.421)	0.20
3 XA	0.0	2.0	1.62 (.608)	0.60 (.404)	1.56 (.549)	0.28 (.722)	1.66 (.648)	1.312 (.300)	1.59 (.579)	1.27 (.261)	0.65 (.355)	0.72 (.285)	0.24
4 C	0.0	10.0	3.16 (3.547)	1.73 (1.489)	7.03 (9.115)	5.89 (7.475)	0.91 (.309)	8.04 (10.569)	7.08 (9.187)	9.96 (13.331)	6.14 (7.835)	8.58 (11.346)	8.07
5 XK	0.0	10.0	8.84 (.603)	2.91 (.472)	3.71 (.327)	8.07 (.463)	8.59 (.557)	1.21 (.781)	5.76 (.044)	4.14 (.249)	5.81 (.053)	3.75 (.320)	6.02
6 STS	32.0	40.0	35.82 (.002)	37.94 (0.57)	38.08 (.061)	32.11 (.105)	36.51 (.018)	38.44 (.071)	36.14 (.007)	37.54 (.046)	32.63 (.091)	38.17 (.064)	4.68
7 C1	1.0	10.0	7.13 (.245)	4.63 (.510)	9.64 (.021)	6.68 (.292)	3.51 (.628)	1.88 (.801)	7.01 (.257)	8.04 (.148)	9.87 (.045)	2.58 (.727)	7.18
BRM**			0.790	0.485	1.565	1.440	0.360	1.891	1.546	2.091	1.313	1.892	

* Les biais relatifs sont entre parenthèse

** BRM : le biais relatif moyen (équation [62])

[7] et la figure [6] permet de comparer les débits mesurés et les débits simulés.

Ensuite viennent les calibrations synthétiques qui sont faites en trois étapes. Une première étape utilise la méthode de Monte-Carlo (Karnopp, 1963). Le critère de convergence utilisé ici est un nombre maximum d'évaluations de la fonction critère. Ce nombre maximum est de cinq cent (500) et dans chacun des cas les résultats sont très biaisés. L'avantage de cette méthode est qu'elle permet de rejoindre, dans l'espace paramétrique, une région où le gradient de la fonction critère est appréciable. L'utilisation directe d'une méthode du gradient loin de l'optimum est lente à converger et parfois diverge à cause de la présence de grandes zones à faible gradient (i.e. des zones insensibles). Les résultats de la première étape sont présentés au tableau [8] où le biais relatif moyen (BRM) est calculé :

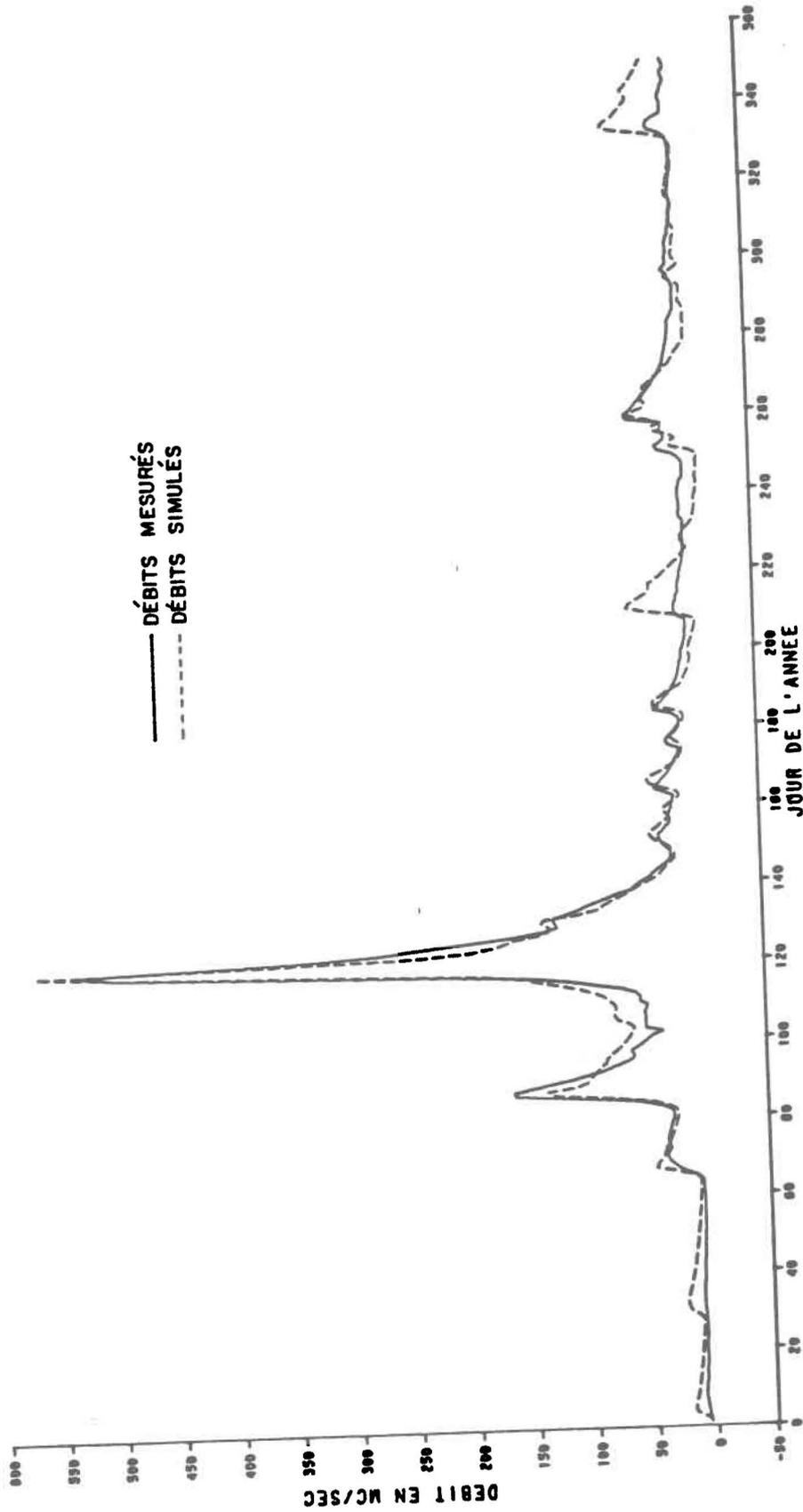
$$\text{BRM} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|x_i - x_i^*|}{x_i^*} \quad [\text{éq. 62}]$$

où : x_i : Paramètre calibré
 x_i^* : Paramètre réel

Les résultats de la première étape servent de points de départ pour les essais de la deuxième étape où la méthode du simplexe de Nelder et Mead (1965) est employée avec, comme critère de convergence, un plancher pour la variation de la fonction critère. Plus précisément, la minimisation est arrêtée quand la variation du critère est moindre que un dixième (0,1) pour huit (8) itérations successives. Les résultats de cette étape sont présen-

Tableau 7 : Résultats de la calibration initiale

Paramètre	Valeur initiale	Étape 1 (Simplexe)	Étape 2 (Gradients)
1 P3	400.0	642.63	635.078
2 P1	0.1	1.1344	1.02731
3 XA	0.85	0.98735	1.00718
4 C	1.1	0.63661	0.69498
5 XK	4.0	5.8393	5.51528
6 STS	25.0	36.326	35.8786
7 C1	7.0	9.3437	9.44068
Valeur du critère	1.3×10^9	1.13×10^8	1.10×10^8
Nombre de simulations	1	170	1260



DEBITS MESURES ET SIMULES SUR LA RIVIERE RIMOUSKI EN 1979

Figure 6 :

Tableau 8 : Résultats de la première étape

Paramètre	Essais										Variance
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
1 P3	697,72* (0,099)**	402,92* (0,366)	513,44 (0,192)	895,73 (0,410)	587,16 (0,075)	426,83 (0,328)	752,73 (0,185)	551,20 (0,132)	715,95 (0,127)	577,93 (0,090)	2,35X10 ⁴
2 P1	0,84173 (0,181)	1,3179 (0,283)	0,14228 (0,862)	0,020628 (0,980)	0,44752 (0,564)	0,00105 (0,999)	0,2104 (0,795)	0,0218 (0,979)	0,0091 (0,991)	0,0329 (0,968)	1,93X10 ⁻¹
3 XA	0,95894 (0,048)	0,90612 (0,100)	1,1762 (0,168)	1,4005 (0,391)	1,1445 (0,136)	1,3134 (0,304)	1,1852 (0,177)	1,3158 (0,036)	1,4512 (0,441)	1,2580 (0,249)	3,11X10 ⁻²
4 C	3,5358 (4,088)	1,5065 (1,168)	7,1715 (9,319)	6,0962 (7,771)	1,1377 (0,637)	8,4350 (11,137)	7,2974 (9,500)	9,8610 (13,189)	5,6229 (7,091)	8,0658 (10,606)	8.67
5 XK	8,9354 (0,602)	2,5240 (0,542)	3,3147 (0,399)	7,9581 (0,443)	8,3836 (0,520)	1,8558 (0,664)	6,2258 (0,129)	4,1116 (0,255)	5,7377 (0,040)	3,6681 (0,355)	6.49
6 STS	39,242 (0,094)	32,043 (0,107)	32,651 (0,90)	38,858 (0,083)	38,904 (0,084)	32,111 (0,105)	36,553 (0,019)	33,731 (0,060)	36,168 (0,008)	33,199 (0,075)	8.68
7 C1	6,7253 (0,288)	4,7376 (0,498)	9,0770 (0,39)	7,4776 (0,208)	4,4620 (0,527)	2,1044 (0,777)	7,2431 (0,233)	7,9936 (0,153)	9,7225 (0,030)	3,4125 (0,639)	6.28
F ₀	3,559X10 ¹⁰	1,066X10 ⁹	3,797X10 ¹⁰	1,756X10 ⁹	8,614X10 ⁹	2,621X10 ⁹	4,093X10 ¹⁰	1,577X10 ⁹	1,006X10 ⁹	9,127X10 ⁸	
F ₁	9,287X10 ⁷	1,401X10 ⁸	1,017X10 ⁸	1,553X10 ⁸	1,633X10 ⁸	1,729X10 ⁸	1,202X10 ⁸	8,554X10 ⁷	7,297X10 ⁷	8,605X10 ⁷	
Nombre de simulations	503	503	503	503	503	503	503	503	503	503	
BRM	0,771	0,438	1,581	10,286	0,363	2,045	1,577	2,153	1,247	1,852	

* Estimation obtenue

** Biais relatif (entre parenthèses)

Tableau 9 : Résultats de la deuxième étape

Paramètre	Essais										Variance
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
1 P3	635,05* (,00004)**	635,06 (,00003)	635,05 (,00004)	635,05 (,00004)	635,03 (,00008)	635,05 (,00004)	632,15 (,00461)	610,40 (,03886)	615,56 (,03073)	635,06 (,00003)	8,62X10 ¹
2 P1	1,0278 (,00048)	1,0282 (,00887)	1,0279 (,00057)	1,0288 (,00145)	1,0254 (,00186)	1,0278 (,00048)	1,0252 (,00205)	1,0529 (,02491)	1,0301 (,00272)	1,0279 (,00057)	2,41X10 ⁻⁶
3 XA	1,0072 (,00002)	1,0071 (,00008)	1,0072 (,00002)	1,0070 (,00018)	1,0077 (,00052)	1,0072 (,00002)	1,0073 (,00012)	0,9993 (,00780)	1,0049 (,00226)	1,0072 (,00002)	6,44X10 ⁻⁶
4 C	0,69385 (,00163)	0,69369 (,00186)	0,69383 (,00165)	0,69348 (,00216)	0,69508 (,00014)	0,69385 (,00163)	0,69723 (,00324)	0,71746 (,03235)	0,71451 (0,02810)	0,69373 (0,00180)	8,50X10 ⁻⁵
5 XK	5,5078 (,00136)	5,5080 (,00132)	5,5076 (,00139)	5,5076 (,00139)	5,5069 (,00152)	5,5078 (,00136)	5,3707 (,02621)	4,3324 (,21447)	4,4672 (,19003)	5,5082 (0,00128)	2,14X10 ⁻¹
6 STS	35,867 (,00032)	35,867 (,00032)	35,867 (,00032)	35,866 (,00035)	35,866 (,00035)	35,867 (,00032)	35,662 (,00604)	34,174 (,04751)	34,404 (,04110)	35,867 (,00032)	4,35X10 ⁻¹
7 C1	9,4341 (,00070)	9,4343 (,00068)	9,4339 (,00072)	9,4343 (,00068)	9,4336 (,00075)	9,4343 (,00068)	9,4160 (,00261)	9,1880 (,02677)	9,1965 (,02586)	9,4346 (,00064)	1,02X10 ⁻²
F ₀	9,23X10 ⁷	1,411X10 ⁸	1,014X10 ⁸	1,558X10 ⁸	1,641X10 ⁸	1,727X10 ⁸	1,199X10 ⁸	8,513X10 ⁸	7,302X10 ⁷	8,584X10 ⁷	
F ₁	2,017X10 ³	2,027X10 ³	2,027X10 ³	2,031X10 ³	2,075X10 ³	2,027X10 ³	2,408X10 ⁴	1,476X10 ⁶	1,435X10 ⁶	2,027X10 ³	
Nombre de simulations	1366	1377	2087	1953	2176	3040	3014	3732	1313	2574	
BRM	,00065	,00074	,00067	,00089	,00075	,00065	,00641	,05610	0,04583	,00067	

* Estimation obtenue

** Biases relatif (entre parenthèses)

tés au tableau [9]. Le biais observé sur ces résultats est très minime et la réduction de la fonction critère est considérable.

Déjà à cette étape, les résultats sont biens supérieurs à ceux cités dans la littérature (tableau [3]). Cependant, ces résultats sont quand même soumis à une troisième étape de calibration utilisant la méthode du gradient conjugué (Davidson, 1968) afin de vérifier la stabilité des estimations et d'obtenir la matrice des covariances.

Pour cette troisième étape deux critères de convergence sont utilisés simultanément. Un premier est un plancher pour la distance estimée du minimum (Δ). Cette valeur est calculée à chaque itération de la façon suivante :

$$\Delta(i) = \underline{h}^t(i) \cdot \underline{H}^{-1}(i) \cdot \underline{h}(i) \quad [\text{éq. 63}]$$

et la minimisation est arrêtée quand la distance estimée du minimum (Δ) est inférieure à un cent millionième (0,000 000 01) pour deux itérations successives.

Le deuxième critère est un plancher pour la variation relative moyenne des éléments diagonaux de la matrice des covariances (β). Cette valeur est calculée à chaque itération de la façon suivante (James, 1972) :

$$\beta(i) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \frac{\left| \underline{H}_{jj}^{-1}(i) - \underline{H}_{jj}^{-1}(i-1) \right|}{\underline{H}_{jj}^{-1}(i)} \quad [\text{éq. 64}]$$

et la minimisation est arrêtée quand la variation relative moyenne des éléments diagonaux de la matrice des covariances (β) est inférieure à un cent millionième (0,000 000 01) pour deux itérations successives.

Les résultats de la troisième étape sont présentés au tableau [10] et démontrent, à une exception près, une stabilité quasi parfaite des estimations car la variance de celles-ci y est très faible et, en même temps, on y observe que la convergence est réelle car l'amélioration de la fonction critère est négligeable et le biais relatif moyen (BRM) a très peu diminué.

Cependant, l'essai huit (8) ne converge pas et toutes les méthodes essayées (Rosenbrock, 1960; Davidon, 1968; Powell, 1961; Nelder et Mead, 1965) ne peuvent obtenir un meilleur minimum à partir de ce point. De plus les méthodes analytiques nous indiquent que la matrice hessienne n'y est pas définie-positive. Il est donc clair qu'il ne s'agit pas d'un minimum mais d'un point singulier de l'espace paramétrique et, par conséquent, ce résultat n'est pas retenu pour les calculs futurs.

Cette étape procure également une estimation de la matrice des covariances (\underline{H}^{-1}) qui s'est avérée être quasi identique pour chaque essai (de façon similaire aux estimations) et qui est présentée au tableau [11]. La matrice des covariances est ensuite utilisée pour calculer les coefficients de corrélation ($\rho_{i,j}$) par la formule suivante (James, 1972) :

Tableau 10 : Résultats de la troisième étape

Paramètre	Essais										Variance ***
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
1 P3	635,05* (,00004)**	635,06 (,00003)	635,05 (,00004)	635,05 (,00004)	635,03 (,00004)	635,05 (,00004)	635,05 (,00004)	610,40 (,03886)	635,05 (,00004)	635,05 (,00004)	1,11x10 ⁻⁵
2 P1	1,0279 (,00057)	1,0282 (,00887)	1,0279 (,00057)	1,0279 (,00057)	1,0279 (,00057)	1,0278 (,00048)	1,0281 (,00077)	1,0529 (,02491)	1,0278 (,00048)	1,0279 (,00057)	1,75x10 ⁻⁸
3 XA	1,0072 (,00002)	1,0071 (,00008)	1,0072 (,00002)	1,0072 (,00002)	1,0072 (,00002)	1,0072 (,00002)	1,0072 (,00002)	0,9993 (,00782)	1,0072 (,00002)	1,0072 (,00002)	1,11x10 ⁻⁹
4 C	0,69385 (,00163)	0,69369 (,00186)	0,69385 (,00163)	0,69385 (,00163)	0,69385 (,00163)	0,69387 (,00160)	0,69369 (,00186)	0,71746 (,03235)	0,69385 (0,00163)	0,69383 (0,00165)	5,08x10 ⁻⁹
5 XK	5,5078 (,00136)	5,5080 (,00132)	5,5078 (,00136)	5,5078 (,00136)	5,5078 (,00136)	5,5078 (,00136)	5,5078 (,00136)	4,3324 (,21447)	5,5078 (,00136)	5,5079 (0,00134)	5,00x10 ⁻⁹
6 STS	35,867 (,00032)	34,174 (,04751)	35,867 (,00032)	35,867 (,00032)	0,00						
7 C1	9,4343 (,00068)	9,4343 (,00068)	9,4343 (,00068)	9,4343 (,00068)	9,4343 (,00075)	9,4343 (,00068)	9,4343 (,00068)	9,1880 (,02677)	9,4343 (,00068)	9,4343 (,00068)	0,00
F ₀	2,029x10 ³	2,029x10 ³	2,06x10 ³	2,05x10 ³	2,08x10 ³	2,029x10 ³	2,394x10 ³	1,476x10 ⁶	1,624x10 ⁶	2,062x10 ³	
F ₁	2,027x10 ³	2,029x10 ³	2,027x10 ³	1,475x10 ⁶	2,027x10 ³	2,027x10 ³					
Nombre de simulations	235	20	254	218	254	71	273	20	529	122	
BRM	,00066	,00074	,00066	,00066	,00066	,00064	,00072	,05610	0,00065	,00066	

* Estimation obtenue

** Biais relatif (entre parenthèses)

*** Les résultats de l'essai 8 ne sont pas inclus dans le calcul de la variance

Tableau 11 : Matrice des covariances

		1	2	3	4	5	6	7
		P3	P1	XA	C	XK	STS	C1
1	P3	.419 X 10 ⁻⁸	.*	-	-	-	-	-
2	P1	-.907 X 10 ⁻⁹	.222 X 10 ⁻⁶	-	-	-	-	-
3	XA	.397 X 10 ⁻⁹	-.447 X 10 ⁻⁷	.949 X 10 ⁻⁸	-	-	-	-
4	C	-.533 X 10 ⁻⁹	-.362 X 10 ⁻⁷	.618 X 10 ⁻⁸	.122 X 10 ⁻⁷	-	-	-
5	XK	.772 X 10 ⁻⁸	-.403 X 10 ⁻⁸	.130 X 10 ⁻⁸	-.142 X 10 ⁻⁸	.327 X 10 ⁻⁷	-	-
6	STS	.134 X 10 ⁻⁷	-.961 X 10 ⁻⁸	.281 X 10 ⁻⁸	-.219 X 10 ⁻⁸	.562 X 10 ⁻⁷	.994 X 10 ⁻⁷	-
7	C1	-.203 X 10 ⁻⁹	.144 X 10 ⁻⁷	-.197 X 10 ⁻⁸	-.665 X 10 ⁻⁸	.477 X 10 ⁻⁸	.164 X 10 ⁻⁷	.885 X 10 ⁻⁷

* Il s'agit d'une matrice symétrique dont seulement la partie inférieure est présentée ici

$$\rho_{i,j} = \frac{H_{i,j}^{-1}}{H_{i,j}^{-1} \times H_{j,j}^{-1}} \quad [\text{éq. 65}]$$

Ces coefficients de corrélation ($\rho_{i,j}$) sont présentés au tableau [12]. De plus, pour quantifier l'indépendance des paramètres, les coefficients de corrélation globaux ρ_k^2 sont calculés (James, 1972).

$$\rho_k^2 = 1 - (H_{k,k}^{-1} - H_{k,k})^{-1} \quad [\text{éq. 66}]$$

Ces coefficients sont une mesure de la dépendance d'un paramètre envers tous les autres et ils sont présentés au tableau [13].

14. LA CONCLUSION

14.1 La discussion des résultats

La première partie du mémoire fait ressortir que les modèles analytiques, c'est-à-dire ceux utilisant une subdivision du système hydrologique en sous-systèmes (processus), sont les outils de simulation les plus valables. En effet, ces modèles, en faisant un usage plus complet de l'information disponible induisent la plus grande similitude possible entre les relations internes du modèle et celles du système. Cette représentativité induit une confiance accrue lors de la simulation d'événements extrêmes. Cependant, l'état actuel des connaissances en hydrologie face à la complexité des processus, d'une part, et la nécessité de discrétiser un système continu, d'autre part, font que certains paramètres des modèles analytiques doivent être évalués par calibration.

Tableau 12 : Coefficients de corrélation

		1	2	3	4	5	6
		P3	P1	XA	C	XK	STS
2	P1	-,030	-*	-	-	-	-
3	XA	,063	-,975	-	-	-	-
4	C	-,075	-,697	,576	-	-	-
5	XK	,666	-,048	,074	-,072	-	-
6	STS	,656	-,065	,092	-,063	,996	-
7	C1	-,011	,103	-,068	-,203	,183	,175

* Il s'agit d'une matrice symétrique dont seule la partie inférieure est présentée ici.

$$(\rho_{i,j} = \rho_{j,i})$$

Tableau 13 : Coefficients de corrélation globaux

Paramètre		ρ_k^2
1	P3	,48063
2	P1	,97822
3	XA	,97181
4	C	,70923
5	XK	,99215
6	STS	,99192
7	CL	,11710

L'analyse de la démarche de calibration révèle deux étapes importantes : l'évaluation de l'adéquation des simulations et la variation des paramètres. L'évaluation des simulations se fait à l'aide d'une fonction critère qui quantifie cette évaluation et il semble que les fonctions critère dérivées objectivement par la théorie du maximum de vraisemblance sont les plus susceptibles de conduire à des évaluations non-biaisées. La variation des paramètres se fait en utilisant un des nombreux algorithmes de programmation non-linéaire disponibles. La comparaison des stratégies d'optimisation utilisées, dans la littérature revue, révèle que la calibration par étapes, c'est-à-dire l'utilisation successive de plusieurs algorithmes de plus en plus précis, procure les estimations les moins biaisées. Il demeure cependant des problèmes non-résolus qui rendent les calibrations instables.

Il est important que la démarche de calibration ne soit pas génératrice d'erreur dans le contexte de la simulation hydrologique où les causes d'incertitude sont déjà multiples. Une expérience de calibration synthétique sert à démontrer que la calibration peut être stable.

L'exemple de calibration synthétique présenté ici démontre la supériorité de la méthode de calibration par étapes en produisant des estimations beaucoup plus exactes que celles citées dans la littérature (comparer les tableaux [3] et [10]). Ces résultats sont même supérieurs à ceux obtenus par Guilbot (1971) avec une méthode similaire. Il semblerait que ce soit le critère de convergence utilisé qui détermine la précision de la calibration,

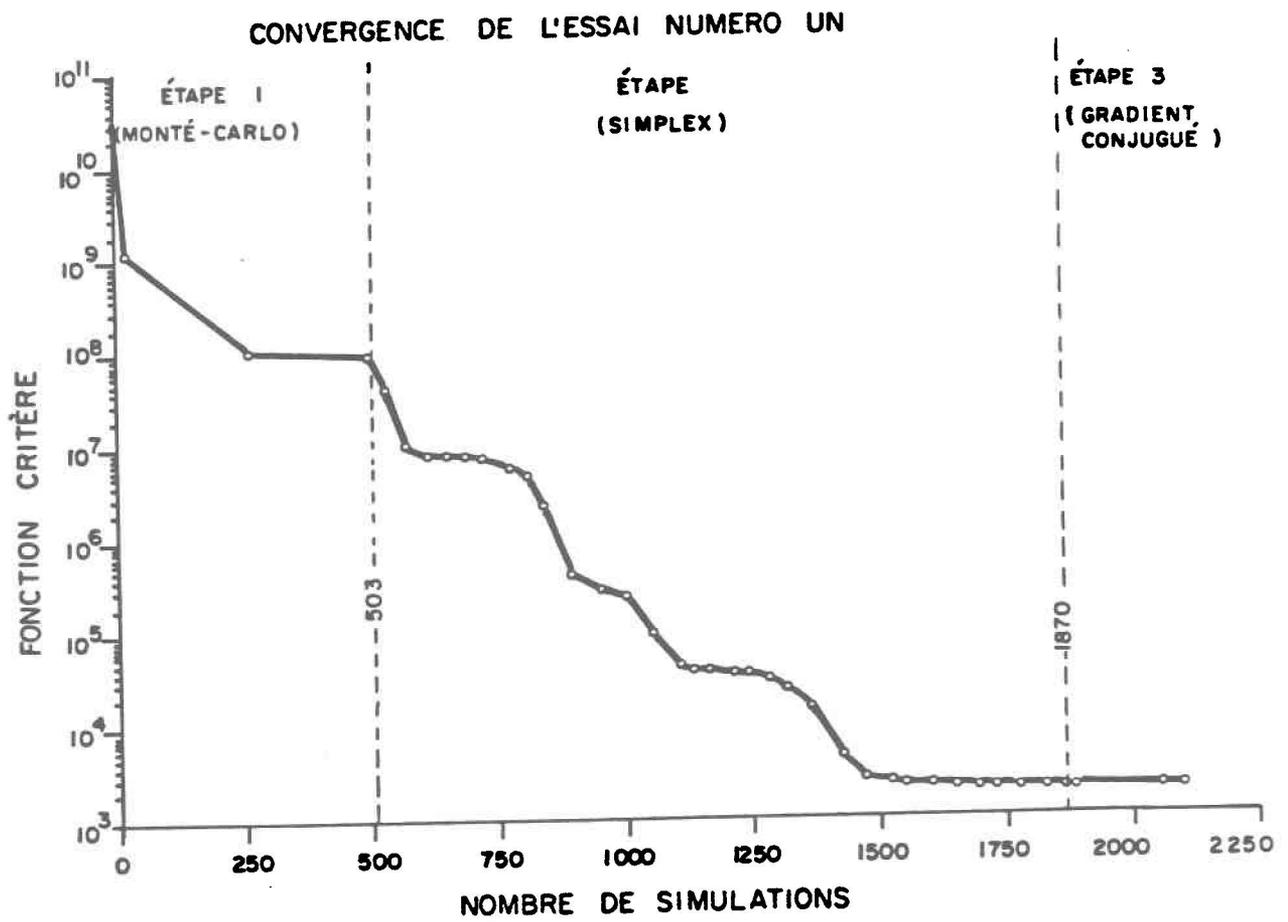


Figure 7 : Evolution des estimations de l'essai numéro un

ce qui évidemment n'est pas surprenant. Ainsi Sorooshian (1980) utilise comme critère de convergence un nombre maximum d'évaluations du critère et, comme il a été mentionné au paragraphe [9.3], ce type de critère est peu réaliste et ceci peut expliquer les larges biais de ses estimations. La rapidité des calculateurs actuellement disponibles est telle que le nombre de simulations ne devrait pas être le facteur limitant les calculs de calibration.

Dans l'exemple présenté ici, des normes très sévères sont attribuées aux critères de convergence à l'étape finale de calibration, ce qui force la poursuite de la calibration de telle façon que la stabilité des estimations des différents essais est quasi parfaite (tableau [10]). Bien sûr, une telle précision nécessite de très nombreuses simulations et la figure [7] montre l'évolution des estimations de l'essai numéro un au cours de la calibration. Les autres essais ont des évolutions semblables.

L'on voit clairement sur cette dernière figure que la convergence ne se fait pas à un rythme continu mais plutôt par paliers; d'où l'importance d'utiliser des critères de convergence sévères. Dans un cas en particulier, l'essai huit (8), ces difficultés entraînent l'abandon de la calibration.

Finalement, les coefficients de corrélation obtenus à la dernière étape procurent une vision sur la structure interne du modèle. Au tableau [13] l'on peut remarquer que les paramètres reliés aux processus d'évapotranspiration et de fonte sont très dépendants. Il faut donc redouter que lors d'une calibration réelle ces paramètres soient difficiles à calibrer et

aient des estimations biaisées. En jetant un coup d'oeil aux tableaux [12] et [14] il ressort que cette dépendance est limitée aux couples de paramètres provenant d'une même composante (processus). Il serait donc superflus a priori, d'ajuster plus d'un paramètre par composante.

14.2 Les recommandations

Maintenant qu'il est acquis que la calibration peut être un processus stable lorsque l'on utilise une stratégie robuste et des critères de convergence sévères, il reste à développer des méthodes pour contrer les autres causes d'erreur.

Il faudra d'abord réussir à faire la différence entre les erreurs dues à l'inadéquation du modèle et les erreurs dues aux incertitudes dans les données. Lesquelles incertitudes sont causées par les erreurs de mesure et par la discrétisation (mesures ponctuelles).

Cet objectif peut être approché en utilisant une calibration par composantes où les effets de l'inadéquation sont plus clairs. Surtout si l'on possède des mesures permettant de vérifier les comportements internes du modèle.

L'effet des erreurs sur les données, un effet indéniable, est plus difficile à contrer dans les processus de simulation et de calibration. Cette difficulté, ajoutée à l'inadéquation des modèles, font que la calibration est un processus imprécis, même si des méthodes automatiques sont uti-

lisées et que conséquemment, toute calibration devrait être vérifiée avec des données indépendantes avant que le modèle calibré soit utilisé.

En résumé, les efforts de recherche doivent porter sur le développement d'une méthodologie de calibration par composantes qui permettra d'améliorer l'adéquation individuelle des composantes et conséquemment l'adéquation globale du modèle.

ANNEXE A

ANNEXE A

NOTATIONS

Remarques générales :

- les caractères soulignés une fois désignent des vecteurs et ceux soulignés deux fois désignent des matrices;
- les indices indiquent l'élément d'une matrice, d'un vecteur ou d'une série alors que les indices entre parenthèses indiquent l'itération;
- les variables du modèle sont listées à part à la fin de l'annexe B.

a	Exposant du critère
b	Exposant de la résiduelle
BRM	Biais relatif moyen
c	Constante
C(x)	Fonction critère à maximiser
CK(q)	Coefficient d'aplatissement des débits
CS(q)	Coefficient d'asymétrie des débits
E_n	Espace euclidien à n dimensions
F	Fonction critère
$F(\underline{x})$	Fonction critère
f(q)	Fonction de transformation des débits
$g(q_0)$	Fonction de la relation variance des erreurs versus débit observé
\underline{h}	Vecteur gradient
$\underline{\underline{H}}$	Matrice hessienne
I	Nombre d'évaluations de la fonction critère
m	Nombre d'éléments d'une série
M_n	Ensemble des matrices carrées de dimension n X n
max(q)	Débit de pointe
N	L'ensemble des entiers naturels
n	Nombre de paramètres
q_t	Débit à l'intervalle t
\bar{q}	Débit moyen
q_0	Débit observé
q_s	Débit simulé
S(q)	Écart type des débits
t	Indice de l'élément d'une série chronologique

$V(q)$	Variance des débits
W	Poids de la résiduelle
\underline{x}	Paramètres
\underline{x}'	Paramètres à un point stationnaire
\underline{x}^*	Paramètres à l'optimum
ϵ_t	Résiduelle à l'intervalle t
θ	Coefficient multiplicateur
ρ	Corrélation des résiduelles
$\rho_{i,j}$	Corrélation des paramètres i et j
σ	Variance des résiduelles
λ	Paramètre de la transformation des débits.
$(\sum q)_c$	Volume écoulé pendant une crue
	Pour tout ...
	... tel que ...
$\Delta(i)$	Distance verticale estimée du minimum
$\beta(i)$	Variation relative moyenne des éléments diagonaux de la matrice des covariances (<u>H^{-1}</u>)

[

ANNEXE B

ANNEXE B

LES ÉQUATIONS DES COMPOSANTES DU MODÈLE

a) Les précipitations

Les précipitations sont sous deux formes, la pluie et la neige, et dans ce modèle ces données ne subissent aucune transformation et cette composante ne possède donc aucune équation ni paramètre.

b) La fonte

$$FO = (CM \cdot FP) \text{ si } (DE > PL) \quad [\text{éq. B1}]$$

$$FO = (CM \cdot FP) + (DE + PL) \text{ si } (DE < PL) \quad [\text{éq. B2}]$$

FO : Fonte réelle journalière

CM : Coefficient de murissement

FP : Fonte potentielle

DE : Déficit

PL : Pluie journalière

$$FP = TF \cdot (T - STF) \quad [\text{éq. B3}]$$

TF : Taux de fonte journalier

T : Température moyenne journalière

STS : Paramètre; température de fonte du stock

$$TF = 0,29 + 0,0084 \cdot XK + 0,00007 \cdot PL \quad [\text{éq. B4}]$$

XK : Paramètre relatif à la fonte due à la correction et à la condensation

$$CM = \min 1,0; \frac{TC \cdot TF}{SN} \quad [\text{éq. B5}]$$

TC : Température cumulée

SN : Stock de neige

$$TC = TP + \max (0,0; (T - STS)) \quad [\text{éq. B6}]$$

TP : TC de la journée précédente

STS : Paramètre; température du seuil de fonte

$$SN = (CN + PL) \text{ si } (DE > PL) \quad [\text{éq. B7}]$$

$$SN = (CN + PL - DE) \text{ si } (DE < P) \quad [\text{éq. B8}]$$

CN : Chûte de neige journalière

$$DE = \frac{5}{9} \cdot [(STF - 32,0) - (TS - 32,0)] \cdot \frac{SN}{88,888} \quad [\text{éq. B9}]$$

TS : Température du stock de neige

$$TS = (TH \cdot BETA) + (TV \cdot (1 - BETA)) \quad [\text{éq. B10}]$$

TH : TS de la journée précédente

BETA : Paramètre

TV : T de la journée précédente

c) Le ruissellement

$$RU = FO \cdot FR \quad [\text{éq. B11}]$$

RU : Ruissellement journalier

FR : Fraction ruisselée

$$FR = AR \cdot \frac{SS}{SR} \quad [\text{éq. B12}]$$

AR : Fraction du sous-bassin qui est une aire de réponse rapide

SS : Nombre d'éléments du sous-bassin

SR : Nombre d'éléments rivière du sous-bassin

$$AR = \left(\frac{HS}{P3} \right) \cdot P5 \cdot P6 \quad [\text{éq. B13}]$$

HS : Stock d'eau dans le réservoir supérieur

P3 : Paramètre; capacité du réservoir supérieur

P5 : Paramètre

P6 : Paramètre

d) L'infiltration

$$IN = FO - RU$$

[éq. B14]

IN : Infiltration journalière

e) Le réservoir supérieur

$$HS = HP + IN - ETRS - VS - PE$$

[éq. B15]

HP : Stock d'eau dans le réservoir supérieur la veille

ETRS : Évapotranspiration journalière du réservoir supérieur

VS : Vidange journalière du réservoir supérieur

PS : Percolation journalière

f) La vidange supérieure

$$VS = \left(\frac{C1}{C1 + C2} \right) \cdot \left(\frac{IV}{2} \right) \cdot \left(1 - \frac{SB}{(C1 + C2)} \cdot \left(1 - \exp \left(\frac{- (C1 + C2)}{SB} \right) \right) \right) \\ + HS \cdot \frac{C1}{(C1 + C2)} \cdot \left(1 - \exp \left(\frac{- (C1 + C2)}{SB} \right) \right)$$

[éq. B16]

C1 : Paramètre; vidange supérieure

C2 : Paramètre; percolation

IV : Indice des apports

SB : Superficie d'un élément

$$IV = IN + IP - ETRS - ETRSP$$

[éq. B17]

IP : Infiltration journalière de la veille

ETRS : Évapotranspiration réelle journalière

ETRSP : Évapotranspiration réelle journalière de la veille

g) La percolation

$$PE = \left(\frac{C2}{(C1 + C2)} \right) \cdot \left(\frac{IV}{2} \right) \left(1 - \frac{SB}{(C1 + C2)} \cdot \left(1 - \exp \left(\frac{-(C1 + C2)}{SB} \right) \right) \right) \\ + HS \cdot \frac{C2}{(C1 + C2)} \cdot \left(1 - \exp \left(\frac{-(C1 + C2)}{SB} \right) \right) \quad [\text{éq. B18}]$$

h) La nappe

$$NA = NP + PE - ETRN - VN$$

[éq. B19]

NA : Stock d'eau dans la nappe

NP : Stock d'eau dans la nappe la veille

ETRN : Évapotranspiration réelle journalière de la nappe

VN : Vidange journalière de la nappe

i) La vidange de la nappe

$$VN = SK \cdot IK \left(1 - \frac{SK}{C} \cdot \left(1 - \exp \left(\frac{-C}{SK} \right) \right) \right) \cdot FC + SK \cdot VJ \cdot \left(1 - \exp \left(\frac{-C}{SK} \right) \right) \quad [\text{éq. B20}]$$

SK : Superficie du sous-bassin

IK : Apport moyen à la nappe

C : Paramètre; vidange de la nappe

FC : Facteur de conversion pouces - pieds

VJ : Vidange instantanée au début de la journée

$$VJ = SK \cdot IK \cdot \left(1 - \exp \left(\frac{-C}{SK} \right) \right) + VP \cdot \exp \left(\frac{-C}{SK} \right) \quad [\text{éq. B21}]$$

VP : VJ de la veille

$$IK = \frac{1}{SS} \cdot \sum_{j=1}^{NS} (CS_j \cdot PE_j) \quad [\text{éq. B22}]$$

NS : Nombre de station météo

CS_j : Nombre d'éléments associés à la station j

PE_j : Percolation journalière associée à la station j

$$SK = SS \cdot SB \quad [\text{éq. B23}]$$

j) L'évapotranspiration

$$ETR = RA \cdot ETP \quad [\text{éq. B24}]$$

ETR : Évapotranspiration réelle journalière totale

RA : Rapport ETR/ETP

ETP : Évapotranspiration potentielle journalière

$$RA = P1 + (1 - P1) \cdot \left(1 - \frac{1}{\left(\exp\left(\frac{HP}{P3}\right) - P2 \right) \div P4 + 1} \right) \quad [\text{éq. B25}]$$

P1 : Paramètre; coefficient du rapport ETR/ETP

P2 : Paramètre; coefficient du rapport ETR/ETP

P4 : Paramètre; coefficient du rapport ETR/ETP

$$ETP = 2,098 \cdot \left(\frac{5,55}{XI} (T - 32,0) \right)^{XA} \cdot HS \text{ si } T > 32 \quad [\text{éq. B26}]$$

$$ETP = 0,0 \text{ si } T < 32 \quad [\text{éq. B27}]$$

$$ETP = 0,0 \text{ si } SN > 0,0 \quad [\text{éq. B28}]$$

XI : Paramètre; indice thermique

XA : Paramètre; exposant de thornthwaite

$$\text{ETRS} = \min (\text{ETR}; \text{HS})$$

[éq. B29]

$$\text{ETRN} = \min (0; (\text{ETR} - \text{ETRS}))$$

[éq. B30]

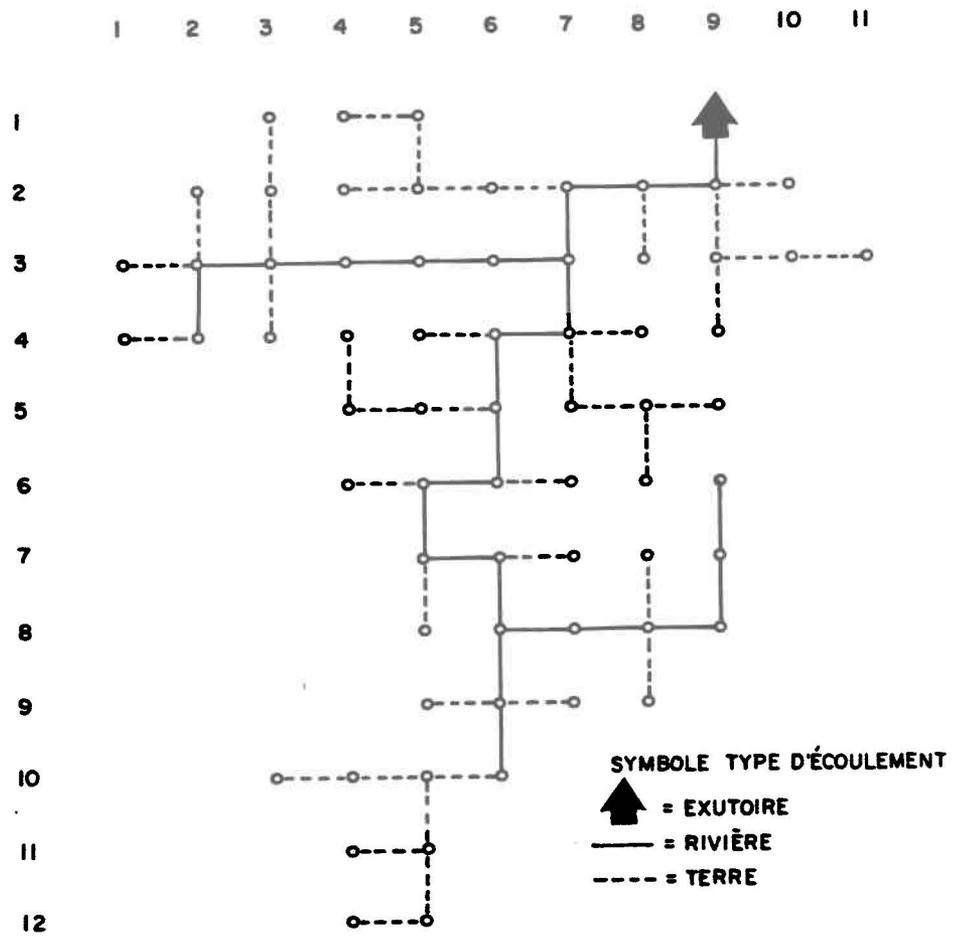
Variables et paramètres du modèle

AR	Fraction du sous-bassin qui est une aire de réponse rapide
BETA	Paramètre
C	Paramètre; vidange de la nappe
CM	Coefficient de mûrissement
CN	Chûte de neige journalière
CS _j	Nombre d'éléments associés à la station j
C1	Paramètre; vidange supérieure
C2	Paramètre; percolation
DE	Déficit
ETP	Évapotranspiration potentielle journalière
ETR	Évapotranspiration réelle journalière totale
ETRN	Évapotranspiration réelle journalière de la nappe
ETRS	Évapotranspiration réelle journalière
ETRSP	Évapotranspiration réelle journalière de la veille
FC	Facteur de conversion pouce — pied
FO	Fonte réelle journalière
FP	Fonte potentielle
FR	Fraction ruisselée
HP	Stock d'eau du réservoir supérieur la veille
HS	Stock d'eau du réservoir supérieur
IK	Apport moyen à la nappe
IN	Infiltration journalière
IP	Infiltration journalière de la veille

IV	Indice des apports
NA	Stock d'eau dans la nappe
NP	Stock d'eau dans la nappe le jour précédent
NS	Nombre de station météo
PE	Percolation journalière
PEj	Percolation journalière associée à la station j
PL	Pluie journalière
P1	Paramètre; coefficient du rapport ETR/ETP
P2	Paramètre; coefficient du rapport ETR/ETP
P3	Paramètre; capacité du réservoir supérieur
P4	Paramètre; coefficient du rapport ETR/ETP
P5	Paramètre
P6	Paramètre
RA	Rapport ETR/ETP
RU	Ruissellement journalier
SB	Superficie d'un élément
SK	Superficie d'un sous-bassin
SN	Stock de neige
SR	Nombre d'éléments rivière du sous-bassin
SS	Nombre d'éléments du sous-bassin
STF	Paramètre; température de fonte du stock
STS	Paramètre; température du seuil de fonte
T	Température moyenne journalière
TC	Température cumulée
TF	Taux de fonte journalier
TH	TS de la journée précédente

TP	TC de la journée précédente
TS	Température du stock de neige
TV	T de la journée précédente
VJ	Vidange instantanée au début de la journée
VN	Vidange journalier de la nappe
VP	VJ de la veille
XA	Paramètre; exposant (évapotranspiration)
XI	Paramètre; indice thermique (ETP)
XK	Paramètre; fonte due à la convection et à la condensation

ANNEXE C



Bassin de la rivière Rimouski - Arbre d'écoulement

Bassin de la rivière Rimouski
 Altitudes non-corrigées (en pieds)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	-	-	1000	850	800	-	-	-	150	-	-
2	-	1250	850	700	650	550	200	152	151	650	-
3	1150	702	701	700	600	550	250	550	551	700	800
4	800	850	850	1000	800	500	450	700	800	-	-
5	-	-	-	602	601	600	601	651	750	-	-
6	-	-	-	900	650	601	1550	1650	1100	-	-
7	-	-	-	-	750	800	1500	1650	1002	-	-
8	-	-	-	-	1250	850	900	1000	1001	-	-
9	-	-	-	-	1700	850	1250	1001	-	-	-
10	-	-	1500	1350	1100	1000	-	-	-	-	-
11	-	-	-	1259	1150	-	-	-	-	-	-
12	-	-	-	1300	1200	-	-	-	-	-	-

Bassin de la rivière Rimouski
Altitudes corrigées

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	-	-	1,000	850	700	-	-	-	150	-	-
2	-	1,250	850	701	650	551	200	152	151	650	-
3	1,150	702	701	700	600	550	250	550	551	700	800
4	851	850	851	1,000	800	500	450	700	800	-	-
5	-	-	-	652	651	600	601	651	1,101	-	-
6	-	-	-	900	650	601	550	1,650	1,110	-	-
7	-	-	-	-	750	800	1,500	1,650	1,002	-	-
8	-	-	-	-	1,250	950	900	1,000	1,001	-	-
9	-	-	-	-	1,700	851	1,250	1,001	-	-	-
10	-	-	1,500	1,350	1,100	1,000	-	-	-	-	-
11	-	-	-	1,250	1,150	-	-	-	-	-	-
12	-	-	-	1,300	1,200	-	-	-	-	-	-

Bassin de la rivière Rimouski
Temps de concentration (en jours)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	-	-	1,339	2,062	1,912	-	-	-	0,000	-	-
2	-	1,403	1,169	1,435	1,253	0,869	0,347	0,317	0,158	0,281	-
3	1,413	1,294	0,864	0,454	0,403	0,392	0,377	0,433	0,410	1,101	1,329
4	1,492	1,342	1,008	1,712	0,552	0,423	3,392	0,542	0,540	-	-
5	-	-	-	1,449	1,055	0,455	0,685	0,870	1,059	-	-
6	-	-	-	0,794	0,653	0,620	0,706	0,964	1,947	-	-
7	-	-	-	-	0,677	0,712	0,805	1,124	1,882	-	-
8	-	-	-	-	0,777	0,750	0,974	1,025	1,440	-	-
9	-	-	-	-	1,100	0,974	1,193	1,185	-	-	-
10	-	-	1,974	1,778	1,473	0,974	-	-	-	-	-
11	-	-	-	1,950	1,789	-	-	-	-	-	-
12	-	-	-	1,950	1,789	-	-	-	-	-	-

RÉFÉRENCES

- AITKEN, A.P. (1973).
Assessing systematic errors in rainfall-runoff models. *Journal of Hydrology*, vol. 20, p. 121 à 136.
- ALLEY, W.D., DAWDY, D.R. et SHAAKE, Jr. J.C. (1980).
Parametric-deterministic urban watershed model. *A.S.C.E., Journal of Hydraulics Division*, vol. 106, NO HY5, p. 679 à 690.
- ALLEY, W.M., et SMITH, P.E. (1981).
Estimation of accumulation parameters for urban runoff quality modeling. *Water Resources Research*, vol. 17, No. 6, p. 157 à 1664.
- AMBLER, D.C. (1979).
Runoff simulation, Falls river watershed near d'Iberville Fiord, Ellesmere Island, N.W.T. *Canadian Hydrology symposium 79 - Cold climate hydrology, proceedings*, p. 277 à 289.
- AMOROCHO, J. et HART, W.E. (1964).
A critique of current methods in hydrologic systems investigation. *Transactions of American Geophysical Union*, vol. 45, p. 307 à 321.
- ANDERSON, W. (1972).
International symposium on mathematical models in hydrology. *Transactions of American Geophysical Union*, vol. 53, p. 26 à 28.
- BEARD, L.R. (1967).
Optimization techniques for hydrologic engineering. *Water Resources Research*, vol. 3, No 3, p. 807 à 815.
- BEASLEY, D.B., ROSS, B.B., SHANHOLTZ, V.O. et HUGGINS, L.F. (1980).
Comparison of two distributed parameter watershed models. *ASAE Publ. No4-80*, p. 196 à 205.
- BETSON, R.P., TUCKER, R.L. et HALLER, F.M. (1969).
Using analytical methods to develop a surface-runoff model. *Water Resources Research*, vol.5, No 1, p. 103 à 111.
- BISHOP, R. et WATT, W.E. (1975).
SIMFLO-A continuous streamflow simulation model. *Proceedings of the Canadian Hydrology Symposium*, p. 575 à 584.
- BOUGHTON, W.C. (1966).
Evaluation of variables in a mathematical catchment model. *Transactions of Institute of Civil Engineers of Australia*, vol. 7, No 31.
- BOWLES, D.S. et RILEY, J.R. (1976).
Low flow modeling in small step watersheds. *A.S.C.E., Journal of Hydraulics Division*, vol. 102, No HY9, p. 1225 à 1239.
- BOX, M.J. (1965).
A new method of constrained optimization and a comparison with other methods. *Computer Journal*, vol. 8, p. 42 à 52.

- BROYDEN, C.G. (1967).
Quasi-Newton methods and their application to function minimization. Mathematical computer, vol. 21, p. 368.
- CHAPMAN, T.G. (1968).
Catchment parameters for a deterministic rainfall-runoff model. In "Land Evaluation", G.A. STEWART EDITOR, MacMillan Publishing Co. Inc.
- CHAPMAN, T.G. (1970).
Optimization of a rainfall-runoff model for an arid zone catchment. A.I.S.H., Publication No. 96, p.126 à 144.
- CHU, C.S. et BOWERS, C.E. (1978).
An optimization technique for a mathematical urban runoff model. A.S.C.E., Proceedings of the 26th annual hydraulics division specialty conference, p. 120 à 128.
- CLARKE, R.T. (1973a).
Mathematical models in hydrology. F.A.O., Irrigation and drainage paper No. 19, 282p.
- CLARKE, R.T. (1973b).
Review of some mathematical models used in hydrology, with observations on their calibration and use. Journal of Hydrology, vol. 19, No.1, p. 1 à 20.
- COLEMAN, G. et DECOURSEY, D.G. (1976).
Sensitivity and model variance analysis applied to some evaporation and evapotranspiration models. Water Resources Research, vol. 12, No. 5, p. 873 à 879.
- CORMARY, Y. et GUILBOT, A. (1971).
Ajustement et réglage des modèles déterministes, méthode de calage des paramètres. La Houille Blanche, No.2, p. 131 à 140.
- CRAWFORD, N.H. (1970)
Practical applications of hydrologic simulation. Proceedings of the second international seminar for hydrology professors, p. 326 à 342.
- CUNDY, T.W. et BROOKS, K.N. (1981).
Calibrating and verifying the SSARR model: Missouri river watersheds study. Water Resources Bulletin, vol. 17, No.5, p. 775 à 782.
- CURRY, H.D. (1944).
The method of steepest descent for non-linear minimization problems. Applied Mathematics, vo. 2, p. 258.
- DAUDELIN, S. (1983).
Thèse de maîtrise, Institut national de la recherche scientifique (INRS -Eau).
- DAVIDON, W.C. (1968).
Variance algorithm for minimization. Computer Journal, vol.10, p. 406

- DAWDY, D.R. et O'DONNELL, T. (1965).
Mathematical models of catchment behaviour. A.S.C.E., Journal of Hydraulics Division, vol. 91, No.HY4, p. 123 à 139.
- DAWDY, D.R. et LIGHTY, R.W. (1968).
Methodology of hydrologic model building. The use of analog and digital computers in hydrology. I.A.S.H., Publication No.81, p. 347 à 355.
- DAWDY, D.R. (1969).
Considerations involved in evaluating mathematical modeling of urban hydrologic systems. U.S. Geological Survey, Water supply paper No 1591-D
- DAWDY, D.R. et BERGMANN, J.M. (1969).
Effect of rainfall variability on streamflow simulation. Water Resources Research, vol. 5, No.5, p. 958 à 966.
- DECOURSEY, D.G. et SNYDER, W.M. (1969).
Computer-oriented method of optimizing hydrologic model parameters. Journal of Hydrology, vol. 9, p. 34 à 56.
- DESBORDES, M. et RADUS, (1976).
Un exemple de l'intérêt des études de sensibilité des modèles hydrologiques. La Houille Blanche, Vol.1, p. 37 à 43.
- DISKIN, M.H. et BONEH, A. (1973).
Determination of optimal kernels for second order stationary runoff systems. Water Resources Research, vol. 9, No.2, p. 311 à 325.
- DISKIN, M.H. et SIMON, E. (1977).
A procedure for the selection of objective functions for hydrologic simulation models. Journal of Hydrology, vol. 34, No 1/2, p. 129 à 149.
- DOYLE, W.H. et MILLER, J.E. (1980).
Calibration of a distributed routing rainfall-runoff model at four urban sites near Miami, Florida. U.S. Geological Survey, Water Resources Investigations No. 80-1, 87p.
- EADIE, W.T., DRIJARD, D. JAMES, F.E., ROSS, M. et SADOULET, B. (1971).
Statistical Methods in Experimental Physics. North Holland Publishing Co.
- FIELDS, D.E. et WATSON, S.B. (1975).
OPTRM: A hydrologic transport model with parameter optimization. Oak Ridge National Lab. Report No R-14, 131p.
- FLEMING, F. (1975).
Simulation models - calibration and accuracy. In "Computer simulation techniques in hydrology", Elsevier, p. 237 à 252.

- FLETCHER, R. et POWELL, M.J.D. (1963).
A rapidly convergent descent method for minimization. *Computer Journal*, vol.6, p. 163 à 168.
- FLETCHER, R. et REEVES, C.M. (1964).
Function minimization by conjugate gradients. *Computer Journal*, vol.1-3, p. 317.
- FLETCHER, R. (1970).
A new approach to variable metric algorithms. *Computer Journal*, vol. 13, p. 317.
- FORD, D.T., MORRIS, E.C. et FELDMAN, A.D. (1980).
Corps of engineer's experience with automatic calibration of a precipitation-runoff model. Army corps of engineers, Hydrologic engineering center, Technical paper No.70.
- FORTIN, J.P. CHARBONNEAU, R., LEFEBRE, J. et GIRARD, G. (1971).
Proposition et analyse de quelques critères adimensionnels d'optimisation. A.I.S.H., Publication No 101.
- GAREN, D.C. et BURGESS, S.J. (1981).
Approximate error bounds for simulated hydrographs. A.S.C.E., Journal of Hydraulics Division, vol. 107, No. HY11, p. 1519 à 1534.
- GILLE, J.C. et CLIQUE, M. (1979).
Calcul matriciel et introduction à l'analyse fonctionnelle. Editions Lidec, 2 tomes.
- GIRARD, G. , MORIN, G. et CHARBONNEAU, R. (1972).
Modèle précipitations-débits à discrétisation spatiale. Cahiers de l'O.R.S.T.O.M., série Hydrologie, vol.9, No.4, p. 35 à 52.
- GOODSPEED, M.J. (1975).
Problems in the programmed optimisation of a hydrological catchment model. Preprints of the hydrology Symposium of the Institute of Engineers of Australia, p. 127 à 130.
- GREEN, R.D. (1970).
Optimisation by pattern search method. Tennessee Valley Authority, Division of Water Control Planning, Research paper No.7.
- GRUNEWALD, U. et DYCK, S. (1971).
On the application of optimization techniques to conceptual catchment models. A.I.S.H., Publication No. 101, vol.2, p. 493 à 503.
- GUILBOT, A. (1971).
Processus d'optimisation en quatre étapes appliqué à la recherche des paramètres des modèles déterministes. Université des Sciences et Techniques du Languedoc, Laboratoire d'Hydrologie Mathématique, Publication No.16.

- HAAN, C.T. (1972).
A water yield model for small watersheds. Water Resources Research, vol. 8, No.1, p. 58 à 69.
- HAN, J. et RAO, A.R. (1980).
Optimal parameter estimation and investigation of objective functions of urban runoff models. Purdue University, Water Research Resources Center, Technical report No. 135, 172p.
- HOANG, V.D. et ROBERT, B. (1981).
Prévision des apports hydriques au lac Memphrémagog. Canadian Journal of Civil Engineering, vol. 8, No.4, p. 433 à 441.
- HOULE, S. et Villeneuve, J.P. (1983).
manuel d'utilisation du modèle V.B. Institut National de la Recherche Scientifique (INRS-Eau).
- IBBITT, R.P. et O'DONNELL, T. (1971a).
Fitting methods for conceptual catchment models. A.S.C.E., Journal of Hydraulics Division, vol.97, No HY9, p. 1331 à 1342.
- IBBITT, R.P. et O'DONNELL, T. (1971b).
Designing conceptual catchment for automatic fitting methods. A.I.S.H., Publication No.101, vol.2, p. 461 à 475.
- IBBITT, R.P. (1972).
Effects of random data errors on the parameter values for a conceptual model. Water Resources Research, vol. 8, No.1, p. 71 à 78.
- JACKSON, B.B. (1975).
The use of streamflow models in planning. Water Resources Research, vol. 11, No.1, p. 54 à 63.
- JACKSON, D.R. et ARON, G. (1971).
Parameter estimation in hydrology: The state of the art. Water Resources Bulletin, vol. 7, No.3, p. 457.
- JAMES, F. (1972).
Function minimization. Proceedings of the 1972 C.E.R.N. computing and data processing school.
- JAMES, L.D. (1970).
A evaluation of relationships between streamflow patterns and watershed characteristics through the use of OPSET : A self-calibrating version of the Stanford watershed model. University of Kentucky, Water resources Research institute report No. 36.
- JAMES, L.D. (1972).
Hydrologic modelling, parameter estimation, and watershed characteristics. Journal of hydrology, vol. 17, p. 283 à 307.
- JARBOE, J.E. et HANN, C.T. (1974).
Calibrating a water yield model for small ungaged watersheds. Water Resources Research, vol.10, No.2, p. 256 à 262.

- JEWELL, T.K., NUNNO, T.J. et ADRIAN, D.D. (1978).
Methodology for calibrating stormwater models. A.S.C.E., Journal of the environmental engineering division, vol.104, No.EE3.
- JOHNSTON, P.R. et PILGRIM, D.H. (1973).
A study of parameter optimisation for a rainfall-runoff model. University of New-South-Wales, Water Resources Laboratory, Report No. 131.
- JOHNSTON, P.R. et PILGRIM, D.H. (1976).
Parameter optimization for watershed models. Water Resources Research, vol.12, No.3, p. 477 à 486.
- KANG, N. (1978).
Sensibility of parameters of the SSARR model. Journal of Hydraulic Research, vol. 16, No.1, p. 1 à 25.
- KARNOPP, D.C. (1963).
Random search technique for optimization problems. Automatica, vol.1, p.111 à 121.
- KISIEL, C.C. (1971).
Efficiency of parameter and state estimation methods in relation to models of lumped and distributed hydrologic systems. In "Systems approach to hydrology", Water Resources Publication.
- KITE, G.W. (1971)
Performance of two deterministic hydrological models. A.I.S.H., Publication No 101, vol.2, p.136 à 142.
- KITE, G.W. (1978).
Development of a hydrologic model for a canadian watershed. Canadian Journal of Civil Engineering, vol. 5, p. 126 à 134.
- KNAPP, R.M., GREEN, D.W., POGGE, E.C. et STANFORD, C. (1975).
Development and field testing of a basin hydrology simulator. Water Resources Research, vol. 11, No.6, p. 879 à 888.
- KOREN, V.I. et KUCHMENT, L.S. (1971).
Physico-statistical model of rainfall flood formation and determination of its parameters. A.I.S.H., Publication No 101, vol.2, p. 688 à 693.
- KHRISNA, J.H. (1982).
A parametric model to estimate runoff from small agricultural watersheds in the semi-arid tropics. Journal of Hydrology, vol. 55, p. 43 à 51.
- KUCZERA, G. (1982).
On the relationship between the reliability of parameter estimates and hydrologic time series data used in calibration. Water Resources Research, vol. 18, No 1, p. 146 à 154.
- LABADIE, J.W. et DRACUP, J.A. (1969).
Optimal identification of lumped watershed models. Water Resources Research, vol.5, No 3, p. 583 à 590.

- LASDON, L.S. (1970).
Optimization theory for large systems. MacMillan Publishing Co. Inc.
- LAWSON, D.W. (1974).
Watershed modelling and water planning and management. Environment Canada, Inland waters directorate, water planning and management branch.
- LEBLANC, D. et VILLENEUVE, J.P. (1978)).
Algorithme de schématisation des écoulements d'un bassin versant. Rapport Interne No 62, INRS-Eau.
- LINDSEY, R.K. (1976).
Rainfall-runoff models. In "Systems approach to water management", McGraw-Hill Book Co., p. 16 à 53.
- LIU, E.Y. (1970).
OPSET: Program for computerized selection of watershed parameter values for the stanford watershed model. University of Kentucky, Water Resources Institute, Research report No 34.
- LOGAN, L.A. (1975).
Hydrologic system model calibration: sensitivity to sampling errors in recorded data. Proceedings of the Canadian Hydrology Symposium 75, p. 585 à 594.
- MAGETTE, W.L., SHANHOLTZ, V.O. et CARR, J.G. (1976).
Estimating selected parameters for the Kentucky watershed model from watershed characteristics. Water Resources Research, vol. 12, No 3, p. 472 à 476.
- MANLEY, R.E. (1975).
A hydrological model with physically realistic parameters. I.A.S.H., Publication No 115, p. 154 à 161.
- MANLEY, R.E. (1978a).
Simulation of flows in ungauged basins. Bulletin des sciences hydrologiques, vol.23, No 1, p. 85 à 101.
- MANLEY, R.E. (1978b).
Calibration of hydrological model using optimization technique. A.S.C.E., Journal of Hydrologic Division, vol. 104, No HY2, p. 189 à 202.
- MARQUARDT, D.W. (1963).
An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters. Journal of the society for industrial and applied mathematics, vol. 11, No 2, p. 431 à 441.
- MEIN, R.G. et BROWN, B.M. (1976).
Statistical sensitivity of parameters in a rainfall-runoff model. Hydrology Symposium of the Institute of Engineers of Australia, p. 83 à 87.

- MEIN, R.G. et BROWN, B.M. (1978).
Sensitivity of optimized parameters in watershed models. *Water Resources Research*, vol.14, No.2, p. 299 à 303.
- MOLINO, V. (1981).
Etude de sensibilité du modèle conceptuel pluie-débit CREC. *Université des sciences et techniques du Languedoc*.
- MOORE, R.J. et CLARKE, R.T. (1981).
A distribution function approach to rainfall-runoff modeling. *Water Resources Research*, vol 17, No 5, p. 1367 à 1382.
- MORIN, G. (1979).
Banque de données hydrométriques et météorologiques à l'INRS-Eau. *INRS-Eau*.
- MUZIK, I. (1974).
State variable model of overland flow. *Journal of Hydrology*, vol.22, p. 347 à 364.
- MCCUEN, R.H. (1973a).
Role of sensitivity analysis in hydrologic modeling. *Journal of Hydrology*, vol.18, No 1, p. 37 à 53.
- MCCUEN, R.H. (1973b).
Component sensitivity : A tool for the analysis of complex water resources systems. *Water Resources Research*, vol. 9, No 1, p. 243 à 246.
- MCCUEN, R.H. (1974).
Sensitivity and error analysis of procedures used for estimating evaporation. *Water Resources Bulletin*, vol.10, No 3, p. 486 à 497.
- MCCUEN, R.H., (1976).
The anatomy of the modelling process. In "Mathematical models for environmental problems", John Wiley & Sons, Inc., p. 401 à 412.
- NAEFF, F. (1981).
Can we model the rainfall-runoff process today? *Bulletin des Sciences Hydrologiques*, vol.26, No 3, p. 281 à 289.
- NASH, J.E. et STUCLIFFE, J.V. (1970).
River flow forecasting through conceptual models. 1. A discussion of principles. *Journal of Hydrology*, vol.10, p. 282 à 290.
- NASH, J.E. (1976).
Summary report of "Workshop on deterministic models". *Hydrological Science Bulletin*, vol.21, No.1, p. 215 à 218.
- NELDER, J.A. et MEAD, R. (1965).
A simplex method for function minimization. *Computer Journal*, vol.7, p. 308 à 313.

- OZGA-ZIELINSKA, M. et KRAJEWSKI, K. (1976).
The simplified integrated mathematical model on a small lowland catchment. Bulletin des Sciences Hydrologiques, vol. 21, No 1, p. 129 à 137.
- PALMER, J.R. (1969).
An improved procedure for orthogonalizing the search vectors in Rosenbrock's and Swann's direct search optimization methods. Computer Journal, vol.12, p. 257 à 264.
- PARMELE, L.H. (1972).
Errors in output of hydrologic models due to errors in input potential evapotranspiration. Water Resources Research, vol. 8, No 2, p. 348 à 359.
- PERKINS, F.E. (1970).
Flood plain modeling. Water Resources Bulletin, vol.6, No.3
- PICKUP, G. (1977a).
Potential and limitations of rainfall-runoff models for prediction on ungauged catchments: a case study from the Papua New Guinea Highlands. Journal of Hydrology of New Zealand, vol. 16, No 1, p. 87 à 102.
- PICKUP, G. (1977b).
Testing the efficiency of algorithms and strategies for automatic calibration of rainfall-runoff models. Hydrological Sciences Bulletin, vol. 22, No 22, p. 257 à 274.
- PILGRIM, D.H. (1975).
Model evaluation, testing and parameter estimation in hydrology. In "Prediction in catchment hydrology", Australian Academy of Sciences, p. 305 à 333.
- PILGRIM, D.H. et BLOOMFIELD, P.H.I'A (1980).
Problems in determining infiltration and soil store parameters of runoff models. I.A.S.H., Publication No 129, p. 271 à 277
- PORTER, J.W. et McMAHON, T.A. (1971).
A model for the simulation of streamflow data from climatic records. Journal of Hydrology, vol.13, No 4, p. 297 à 324.
- POWELL, M.J.D. (1961).
An iterative method for finding stationary value of a function of several variables. Computer Journal, vol.7, p. 155 à 162.
- POWELL, M.J.D. (1965).
A method for minimizing a sum of squares of non-linear functions without calculating derivatives. Computer Journal, vol.7, p.303 à 307.
- QUICK, M.C. et PIPES, A. (1977).
U.B.C. Watershed model. Bulletin des sciences hydrologiques, vol.22, No 1, p. 153 à 161.

- QUIMPO, R.G. (1977).
Stochastic identification of nonlinear hydrological systems. I.A.S.H.,
Publication No 115, p. 192 à 197.
- QUIMPO, R.G. et YUAN, S.Q. (1977).
Parameter estimation in a second order runoff model. Proceedings of
the Forth Collins 3rd international hydrology symposium on theoretical
and applied hydrology, p. 552 à 560.
- RAMASESHASN, S. et ANANT, R.S. (1971).
A multiple input system model for the hydrological basin. A.I.S.H.
Publication No 101, vol.2, p. 540 à 547.
- RASTRIGIN, L.A. (1967).
Random search in optimization problems for multiparameters systems.
Translation Division, Foreign Technology Division.
- RILEY, J.P. (1970).
Computer simulation of water resource systems. Proceedings of the
second international seminar for hydrology professors, p. 249 à 274.
- ROBERGE, F. (1979).
Report on the calibration of the watershed model of Hydro-Québec for
the Ottawa river. Hydro-Québec.
- ROCHE, M. et SLIVITZKY, M. (1967).
Modèle mathématique pour une crue de fonte de neige. Cahiers de
l'O.R.S.T.O.M., Série Hydrologie, vol.4, No 1, p. 45 à 77.
- ROSEN, J.B. (1960).
The gradient projection method for nonlinear programming. Part 1;
linear constraints. Journal of the Society for Industrial and Applied
Mathematics, vol. 8, p. 181 à 217.
- ROSEN, J.B. (1961).
The gradient projection method for nonlinear programming. Part 11;
Nonlinear Constraints. Journal of the Society for Industrial and
Applied Mathematics, vol.9, p. 514.
- ROSENBROCK, H.H. (1960).
An automatic method for finding the greatest or least value of a func-
tion. Computer Journal, vol.3, p.303 à 307.
- ROSS, G.A. (1970).
The Stanford watershed model: The correlation of parameter values
selected by a computerized procedure with measurable physical characte-
ristics of the watershed. University of Kentucky, Water Resources
Institute, Research report No.35.
- ROVEY, E.W., WOOLHISER, D.A. et SMITH, R.E. (1977).
A distributed kinematic model of upland watersheds. Colorado State
University, Hydrology paper No 93.

- SARMA, P.B.S., DELLEUR, J.W. et RAO, A.R. (1973).
Comparison of rainfall-runoff models for urban areas. *Journal of Hydrology*, vol 18, No 3/4, p. 324 à 347.
- SHANHOLTZ, V.O. et CARR, J.C. (1975).
Optimizing parameters for a watershed model. *Transactions of the American Society of Agricultural Engineers*, vol.18, No.2, p. 307 à 311.
- SHRADER, M.L., McCUEN, R.H. et RAWLS, W.J. (1980).
The effects of data independence in model calibration and model testing. *Water Resources Bulletin*, vol. 16, No 1, p. 49 à 55.
- SINGH, V.P. (1977a).
A linear dynamic model for prediction of surface runoff. *Proceedings of the Fort Collins 3rd international Hydrology symposium on theoretical and applied hydrology*, p. 369 à 384.
- SINGH, V.P. (1977b)
A uniformly nonlinear model for surface runoff prediction. *Proceedings of the Fort Collins 3rd international hydrology symposium on theoretical and applied hydrology*, p. 385 à 404.
- SINGH, V.P. (1977c).
Estimation of parameters of a uniformly nonlinear surface runoff model. *Nordic Hydrology*, vol.8, p. 33 à 46.
- SINGH, V.P. et SHELBURNE, K.L. (1979).
Use of watershed topography to determine converging overland flow parameters. *Journal of the Institute of Engineers of India, Civil Engineering Division*, vol. 56, No 6, p. 388 à 393.
- SNYDER, W.B. et STALL, J.B. (1965).
Men, models, methods, and machines in hydrologic analysis. *A.S.C.E., Journal of Hydrologic Division*, vol. 91, No HY2, p. 85.
- SOROOSHIAN, S. et DRACUP, J.A. (1980).
Stochastic parameter estimation procedures for hydrologic rainfall-runoff models: correlated and heteroscedastic error case. *Water Resource Research*, vol. 16, No 2, p. 430 à 442.
- SOROOSHIAN, S. (1980).
Comparison of two direct search algorithms used in calibration of rainfall-runoff models. *I.F.A.C., Symposium on water and related land resource systems*, Pergamon, p. 477 à 485.
- SOROOSHIAN, S., ARFI, F. et LOPARO, K. (1980).
Parameter estimation and sensitivity analysis... applications to hydrologic models. *Proceedings of the joint Automatic Control Conference*, vol.2.

- SOROOSHIAN, S. (1981).
Parameter estimation of rainfall-runoff models with heteroscedastic streamflow errors : noninformative data case. *Journal of Hydrology*, vol. 52, No 1/2, p. 127 à 138.
- SOROOSHIAN, S. et ARFI, F. (1982).
Response surface parameter sensitivity analysis methods for postcalibration studies. *Water Resources Research*, vol. 18, No 5, p. 1531 à 1538.
- SPANG, H.A. (1962).
A review of minimization techniques for nonlinear functions. *S.I.A.M. Review*, vol. 4, p. 343.
- SUGARAWA, M. (1979).
Automatic calibration of the tank model. *Bulletin des sciences Hydrologiques*, vol. 24, No 3, p. 375 à 388.
- THOFT-CHRISTENSEN, P. (1976).
Random search optimization : stopping rules. In "Mathematical models for environmental problems", John Wiley & Sons, p. 413 à 421.
- THOMPSTONE, R.M., SEN, D.K. et DIVI, R. (1979)
Hydrologic modelling and optimization techniques for operating multi-reservoir water resources systems. *Proceedings of the 4th national hydrological conference of the Canadian Society of Civil Engineers*, vol. 1, p. 132 à 151.
- THOPPIL, K. (1970).
Sensitivity analysis of the SDSU river basin model. Master of science thesis, South Dakota State University.
- TROUTMAN, B.M. (1982).
An analysis of input errors in precipitation-runoff models using regression with errors in the independent variables. *Water Resources Research*, vol. 18, No 4, p. 947 à 964.
- WALESH, S.G. et RAASH, G.E. (1978).
Calibration - Key to credibility in modeling. *A.S.C.E., Hydraulics Division Conference*.
- WALSH, G.R. (1975).
Methods of optimization. John Wiley & Sons Inc., 200p.
- WEEKS, W.D. et HEBBERT, R.H.B.
A comparison of rainfall-runoff models. *Nordic Hydrology*, vol. 11, p. 7 à 24
- WOOD, S. (1975).
A catchment simulation model developed for urban and urbanizing catchments with particular reference to the use of automatic optimisation techniques. *Proceedings of the symposium on computer simulation of water resource systems*, North Holland Publishing Co., p. 209 à 218.

WOOD, E.F. (1976).

An analysis of the effects of parameter uncertainty in deterministic hydrologic models. Water Resources Research, vol. 12, No 5, p.925 à 932.

WORLD METEOROLOGICAL ORGANIZATION. (1975).

Intercomparison of conceptual models used in operational hydrological forecasting. Operational Hydrology Report No 7.