

"Gérer, c'est prévoir"

4. L'utilité d'une prévision

Dans ce chapitre, nous présentons une autre caractéristique des prévisions d'ensemble : l'utilité, qui est souvent mesurée en termes monétaires (gains ou pertes). Ceci dit, la maximisation d'un gain (ou la minimisation des coûts) n'est pas l'objectif majeur des centres de prévision, qu'ils soient responsables de la protection des populations et biens ou de la gestion de la ressource en eau. Le recours aux techniques d'optimisation est souvent nécessaire pour aider la prise de décision dans le contexte probabiliste et incertain de la prévision. Un résumé des techniques les plus courantes est présenté ici, accompagné d'une synthèse des études menées en hydrologie pour évaluer la valeur économique des prévisions. Ce chapitre introduit la démarche entreprise dans cette thèse pour la construction d'un outil de gestion et d'évaluation économique des prévisions, présenté dans le Chapitre 7.

4.1 Pourquoi associer une valeur économique (utilité) aux prévisions ?

Nous avons vu dans le Chapitre 1 que la prévision d'ensemble est actuellement considérée comme "l'état de l'art" en matière de prévision probabiliste en hydrométéorologie. Plusieurs services opérationnels - tant d'intérêt public que d'intérêt privé - ont décidé de produire et/ou utiliser ces prévisions (Cloke et Pappenberger, 2009b). Le but est, d'une part, de pouvoir étendre l'échéance de prévision et, d'autre part, de fournir une quantification des incertitudes de prévision à partir des différents scénarios qui sont proposés par la prévision d'ensemble.

En effet, une meilleure anticipation des événements extrêmes permettrait d'avertir les populations en avance pour une meilleure protection des vies humaines et des biens, de même qu'elle contribuerait à mieux gérer les risques et les ressources en eau utilisées par divers secteurs économiques (par exemple, hydroélectricité, distribution d'eau potable, irrigation, navigation, etc.). Palmer (2002) indiquait déjà dans son article sur l'avenir de la prévision d'ensemble que " (...) si l'on développait l'usage du couplage entre les sorties de la prévision d'ensemble et l'entrée de modèles d'application, on se rendrait compte de la véritable valeur de la prévision d'ensemble en tant qu'outil de gestion ".

La chaîne typiquement suivie en prévision pour la gestion du risque hydrologique relie le système d'émission des prévisions hydrométéorologiques à une étape de prise de décision qui, de son côté, alimente un système d'alerte ou d'actions de gestion de la ressource (Figure 21).

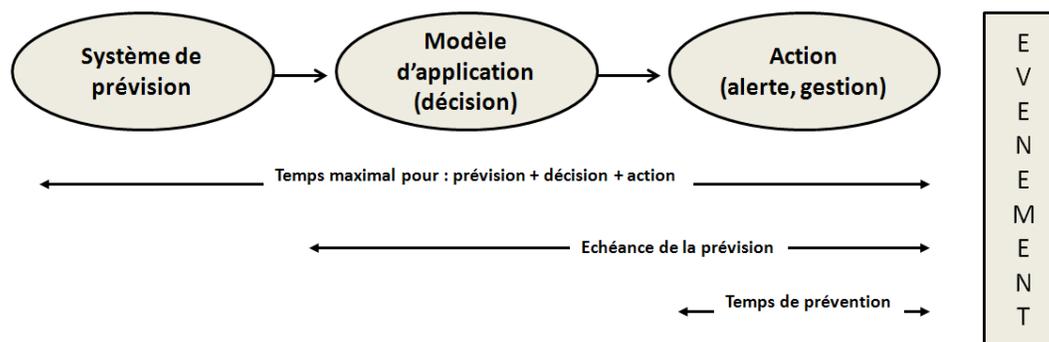


Figure 21 : La chaîne de la prévision du point de vue de l'utilisateur à l'arrivée d'un événement (d'après Parker et Fordham, 1996).

Le temps maximal disponible pour accomplir ces étapes est défini par l'intervalle de temps entre le moment où le système de prévision initie ses simulations et le moment où l'événement a lieu. L'échéance de prévision est l'intervalle de temps entre le moment où les prévisions sont émises et le moment où l'événement a lieu, tandis que le temps de prévention est celui entre le moment où l'action est déclenchée et l'arrivée de l'événement. Il est donc dans l'intérêt de chaque service d'utiliser efficacement les temps disponibles pour disposer du maximum de temps possible pour l'action de prévention envisagée.

La Figure 21 montre que le temps maximal disponible pour l'action complète, jusqu'à l'arrivée d'un événement est fonction de l'horizon de prévision (échéance), est une fonction du temps passé pour produire les prévisions et du temps passé pour prendre la décision. L'utilité d'une prévision d'ensemble est intrinsèquement liée à ces aspects : la prise en compte des incertitudes de prévision permet d'allonger les échéances du système de prévision et de : i) soit fournir aux décideurs plus de temps pour qu'ils puissent prendre leur décision (à condition que les informations soient bien communiquées, voir les discussions dans Demeritt *et al.*, 2007 ; Ramos *et al.*, 2010, 2012, par exemple), ii) soit augmenter le temps de prévention. De même, si on diminue le temps passé à prendre la décision, on augmente le temps de prévention. D'où l'importance des modèles d'application qui fournissent de l'aide à la prise de décision.

La question qui se pose ici est : " Est-ce qu'à l'aide de l'information probabiliste fournie par les prévisions d'ensemble, les utilisateurs peuvent en effet mieux décider des actions à mener pour maximiser les gains ou limiter les pertes liés à l'impact d'un événement à venir sur leurs activités ? ". Dans le but d'apporter une réponse à cette question, des études ont été menées pour évaluer le gain économique (effectif ou potentiel) apporté par l'utilisation de la prévision probabiliste. L'évaluation objective de l'utilité d'une prévision sur le long terme fait appel à des techniques économiques, qui cherchent à proposer une mesure de l'utilité, " valeur économique ", d'une prévision pour aider à la prise de décision.

4.2 Utilité d'une prévision et prise de décision

Selon la théorie économique de la valeur d'une information, la valorisation d'une information est, en réalité, une estimation de l'utilité de l'information en termes monétaires dans un contexte décisionnel (Pratt, 1964 ; Arrow, 1965). Nous faisons ainsi indirectement référence à la théorie de l'information et plus particulièrement à une autre branche des mathématiques appliquées, la théorie de la décision (von Neumann et Morgenstern, 1944 ; Winkler, 1972).

Supposons que e dans $\{1, \dots, N\}$ sont les différents événements possibles pour le jour i et a dans $\{1, \dots, M\}$ sont les différentes actions possibles. Chaque action a a un certain coût et/ou gain. Dans ce cas, l'ensemble des conséquences c de chaque décision prise est une fonction des événements e et des actions a : $c = c(e, a)$. L'utilité des prévisions u est estimée en fonction des conséquences des actions considérées (c'est-à-dire, du gain et/ou coût qui les accompagne) : $u = u(c)$. Les conséquences de chaque action sont évaluées sur la base de la maximisation (ou minimisation) de l'espérance du gain (ou du coût). L'utilisateur est alors invité à prendre la décision D avec l'utilité maximale :

$$D(u[c(a, e)]) = \max(E[u[c(a, e)]]) , \text{ si gain} \quad \text{Eq. 42}$$

$$D(u[c(a, e)]) = \min(E[u[c(a, e)]]) , \text{ si coût} \quad \text{Eq. 43}$$

Une fois la fonction d'utilité définie quantitativement, la meilleure façon de l'optimiser est de passer par des décisions rationnelles, qui prennent en compte toutes les informations disponibles. Néanmoins, très souvent les informations disponibles sont imparfaites et/ou manquantes. Ce fait génère de l'incertitude. Dans ce contexte incertain, l'utilisateur doit prendre une décision sans avoir à sa disposition des observations, mais seulement des estimations. Il doit ainsi choisir l'option ayant l'utilité espérée la plus élevée. Ce principe est à la base de la théorie bayésienne de la décision.

Dans ce contexte, les utilisateurs attribuent une probabilité subjective *a priori* à chaque scénario d'action. Dans le cas d'une décision prise avec l'utilité maximale (Eq. 42) l'utilité est donnée par le maximum du produit de cette probabilité *a priori* :

$$D(u[c(a, e)]) = \max(\sum_e p_{\text{a priori}} * u[c(a, e)]) \quad \text{Eq. 44}$$

En pratique, la probabilité subjective *a priori* est souvent estimée à partir des données historiques (la climatologie, par exemple). Néanmoins, elle pourrait être modifiée avec l'acquisition d'informations supplémentaires, comme, par exemple, celles apportées par les prévisions d'ensemble $f \{1, \dots, K\}$, où K sont les différents scénarios de la prévision d'ensemble. Ces informations supplémentaires aident l'utilisateur à réviser : (a) la probabilité subjective *a priori* définie initialement et (b), en conséquence, sa décision optimale. La prise en compte d'une information complémentaire dans une prévision fait apparaître la notion de probabilité conditionnelle.

En effet, un système de prévision probabiliste a pour but de fournir à l'utilisateur la probabilité de l'événement e , sachant les informations supplémentaires f , $p(e|f)$. Par le Théorème de Bayes, ceci s'écrit en fonction de la probabilité *a priori* d'observer l'événement, $e = p(e)$, de la probabilité des informations supplémentaires $p(f)$ et de la probabilité conditionnelle des informations f étant donné l'événement e , $p(f|e)$ (fonction de vraisemblance) :

$$p(e|f) = \frac{p(f|e)}{p(f)} p(e) \quad \text{Eq. 45}$$

Les systèmes de prévision probabiliste produisent directement la probabilité $p(e|f)$, appelée probabilité *a posteriori*. Pour la prise de décision optimale, il conviendra de maximiser la fonction de vraisemblance, c'est-à-dire, la probabilité que la prévision représentée par f soit égale à l'événement e , sur des données d'apprentissage (paires prévision/observation). Nous revenons ici au Théorème de Bayes afin de démontrer l'utilité de l'information apportée par une prévision à la prise de décision.

En pratique, deux voies sont souvent indiquées pour identifier la meilleure décision : les études prescriptives et les études descriptives. Une étude prescriptive sert à identifier la meilleure décision sous l'hypothèse d'un décideur idéal (c'est-à-dire, juste et rationnel) et parfaitement informé (Katz et Murphy, 2000). Une analyse de décision qui suit une telle étude décrit ainsi, théoriquement, comment les décideurs *doivent* prendre leurs décisions. Les outils opérationnels de gestion sont souvent développés sur ce principe.

Or, en réalité, les décideurs s'éloignent, pour des raisons diverses, de l'optimalité. Par exemple, selon Houdant (2004) et Ramos *et al.* (2010), quand l'incertitude sur les scénarios météorologiques futurs devient très importante (en cas d'événements rares, par exemple), les prévisionnistes ont souvent du mal à imaginer un scénario météorologique radicalement différent de leur estimation *a priori*. Dans ce cas de figure, des études descriptives, qui cherchent à décrire le comportement réel des décideurs, sont mises en place. Les deux approches, prescriptives et descriptives, sont, bien évidemment, liées entre elles : des hypothèses sur le comportement des décideurs peuvent être énoncées et testées face au comportement réel des décideurs devant le processus de prise de décision.

Cette thèse se situe dans le cadre des études prescriptives, dans le sens où nous nous intéressons à évaluer le gain apporté par les prévisions étant donnée l'action optimale d'un décideur, sans prendre en compte son comportement réel (nous verrons que le modèle développé dans le Chapitre 7 suit ce cheminement méthodologique).

4.3 Maximiser l'utilité pour une prise de décision optimale

L'intérêt à maximiser l'utilité d'une prévision est lié à la recherche d'une prise de décision optimale, avec moindre coût et maximum de bénéfice pour l'utilisateur des prévisions. Un problème de décision peut être un problème de décision "statique" ou "dynamique". Un *problème de décision statique* concerne des décisions isolées, qui ne s'inscrivent pas dans la durée, ou des décisions séquentielles qui ne s'affectent pas mutuellement. Un *problème de décision dynamique* implique, au contraire, des décisions séquentielles liées les unes aux autres. Il s'agit de plusieurs décisions en séquence, chaque décision courante influençant la résolution des problèmes de décision qui suivent. L'arbre de décision est un outil de représentation visuelle usuellement employé dans le cas d'un problème de décision dynamique.

La Figure 22 présente un exemple d'arbre de décision pour un problème simple de gestion d'une réserve hydraulique. Dans la figure, les carrés représentent des points de décisions et ils sont suivis par des branches. Chaque branche de l'arbre représente une décision différente. A la fin de chaque branche il y a un cercle qui représente un événement. A chacun de ces cercles les décideurs attribuent une probabilité, selon les informations dont ils disposent. Au bout de chaque branche il y a souvent des triangles qui représentent les nœuds finaux. Ce schéma illustre comment chaque décision finale est liée au chemin des décisions qui la précèdent. Par conséquent, le problème devient de plus en plus complexe quand les variables de décision se multiplient. Cet aspect est connu comme la "malédiction de dimensionnalité". A cause de cet effet, la solution analytique dans l'optimisation d'un problème de décision dynamique peut devenir difficile et les solutions numériques, nécessaires.

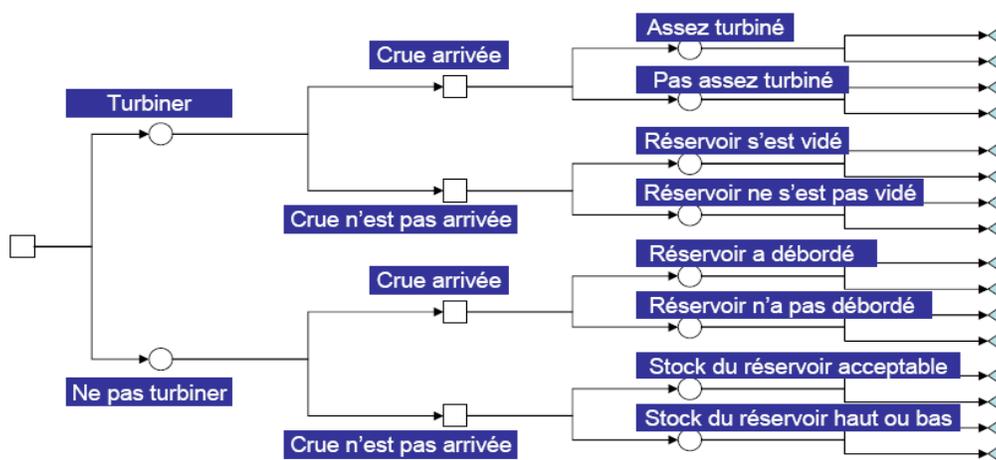


Figure 22: Illustration d'un arbre de décision.

Afin de résoudre numériquement un problème d'optimisation, plusieurs techniques de programmation sont proposées dans la littérature. Labardie (2004) présente une synthèse des approches les plus courantes et de leurs caractéristiques principales. En résumé, les techniques d'optimisation sont caractérisées par plusieurs aspects qui décrivent le problème de décision : la linéarité ou non-linéarité des équations liant les diverses variables du problème, le traitement statique ou dynamique (séquentiel) du problème, le contexte déterministe ou probabiliste (décision en présence d'incertitudes), la recherche d'une décision optimale mono- ou multi-objectifs, etc.

En contraste avec les algorithmes d'optimisation qui assurent une convergence mathématique vers la solution optimale, s'inscrivent les approches heuristiques. Une programmation heuristique propose une optimisation basée sur les connaissances empiriques et l'expérience des décideurs. Ces techniques ne garantissent pas une convergence vers la décision optimale, globale ou locale, mais proposent une solution approchée, qui souvent accélère le processus de résolution.

Malgré leur simplicité, les approches heuristiques peuvent néanmoins être compétitives par rapport à des algorithmes de programmation simples. Ilich (2001), par exemple, propose le remplacement de la programmation linéaire par des méthodes heuristiques dans les modèles d'optimisation de la gestion des aménagements pour certains bassins versants. Néanmoins, la simplicité des algorithmes heuristiques ne cache pas leur défaut principal qui est leur manque de généralité. Conçues pour des problèmes particuliers, les approches heuristiques ont souvent une structure propre au problème traité, même si des principes plus généraux sont utilisés pour leur construction.

Dans cette thèse, nous allons explorer l'approche heuristique pour construire notre modèle de valorisation des prévisions dans la gestion des retenues destinées à la production hydroélectrique, présenté dans le Chapitre 7.

4.4 Comment mesurer l'utilité des prévisions ?

Weijs (2011) décrit l'information comme un bien économique étrange : une fois produite, elle n'a plus aucun coût marginal, mais possède encore une valeur pour celui qui la reçoit. La valeur d'une prévision hydrométéorologique peut varier en fonction de son utilisateur, notamment des coûts, pertes ou bénéfices qu'il peut subir quand cette information est (ou n'est pas) disponible.

Pour mesurer la valeur économique d'une information de prévision, des modèles de décision liant les événements prévus et observés, les actions des décideurs et leurs conséquences doivent être mis en place. Ces modèles peuvent être basés sur des objectifs divers : par exemple, minimiser les fausses alertes pour la prévision des crues, maximiser la production d'énergie d'une réserve en eau, minimiser les coûts d'une mesure de protection, etc.

Un modèle de décision simple et très répandu dans la littérature est le *modèle Coût-Pertes* (Thompson, 1952). Ce modèle cherche à estimer la relation entre le coût d'une action et les pertes subies au cas où un événement dommageable ait lieu sans qu'une action soit prise. La valeur économique est calculée en fonction du rapport coût/perte (C/L, pour "cost/loss" en anglais) de l'utilisateur. Ce rapport C/L caractérise la sensibilité de l'utilisateur : typiquement un décideur aura un coût d'action C pour éviter une perte L ($L > C$) face à un événement non prévu.

Le modèle Coût-Pertes de décision peut être couplé à un tableau de contingence (voir Chapitre 3) et, de ce couplage, des critères peuvent être calculés pour déterminer la valeur économique potentielle d'une prévision (Murphy, 1985 ; Wilks et Hamill, 1995 ; Richardson, 2000 ; Buizza *et al.*, 2007b). La Figure 23 illustre un exemple de modèle Coût-Pertes couplé à un tableau de contingence.

	<i>Événement observé</i>	<i>Événement non observé</i>	
<i>Action prise</i>	<i>C</i>	<i>C</i>	<i>Événement prévu</i>
	<i>-a-</i>	<i>-b-</i>	
<i>Action non prise</i>	<i>L</i>	<i>0</i>	<i>Événement non-prévu</i>
	<i>-c-</i>	<i>-d-</i>	
			<i>Total</i>
			$N = a+b+c+d$

Figure 23: Modèle Coût-Pertes de décision couplé à un tableau de contingence des événements prévus/observés.

Selon ce tableau, sur N prévisions au total, le nombre de succès de la prévision (événement prévu et observé) est égal à a , le nombre de fausses alertes est égal à b , le nombre d'alertes manquées est égal à c , et le nombre d'événements non-prévus et non-observés est égal à d . Chaque case est associée à une action, et chaque action suivie par un coût des mesures protectrices C ou une perte L en cas d'occurrence d'un événement non prévu.

Des scores de mesure de la valeur économique des prévisions ont été proposés pour les systèmes décrits par un modèle du type Coût-Pertes. La valeur économique V_{forc} des prévisions, par exemple, peut être calculée en prenant la somme des produits entre la fréquence de chaque option valable du tableau de contingence (fréquence des succès, fausses alertes et événements manqués) et le coût ou perte respectif qui y est associé dans la matrice Coûts-Pertes :

$$V_{forc} = \frac{a}{N}C + \frac{b}{N}C + \frac{c}{N}L \quad \text{Eq. 46}$$

Un score de performance, nommé Valeur Economique Relative (*REV*) adapté en météorologie par Richardson (2000), peut être estimé en considérant la valeur économique d'une prévision de référence (la prévision "parfaite", égale aux observations, ou la climatologie, par exemple). Ainsi ce score est exprimé mathématiquement :

$$REV = (V_{forc} - V_{c\lim}) / (V_{parf} - V_{c\lim}) \quad \text{Eq. 47}$$

Pour ce qui est des prévisions de référence, la valeur économique d'une prévision parfaite, par exemple, est donnée par le produit du coût des mesures protectrices par la fréquence climatologique de l'événement $p_{c\lim}$, étant donné que dans ce cas il n'y aurait pas de fausses alertes ou d'événements manqués.

En ce qui concerne la valeur économique de prévisions climatologiques, Richardson (2000) l'a définie comme le minimum entre : a) prendre toujours une mesure protectrice qui coûte C et alors éviter une perte L , ou b) ne jamais prendre de mesures protectrices, ce qui résulte à prendre le produit des pertes L par la fréquence climatologique de l'événement $p_{c\lim}$. En prenant en compte cette définition, l'Eq. 47 devient :

$$REV = \frac{(\frac{a}{n}C + \frac{b}{n}C + \frac{c}{n}L) - \min(C, p_{c\lim}L)}{p_{c\lim}C - \min(C, p_{c\lim}L)} \quad \text{Eq. 48}$$

Le modèle Coût-Pertes peut s'appliquer à des problèmes de complexités diverses. Dans le cas des prévisions probabilistes d'ensemble, la construction du tableau de contingence est faite par seuils de probabilité (voir Chapitre 3, §3.2). Pour chaque seuil de probabilité, et pour un événement particulier avec une certaine fréquence climatologique, la valeur économique des prévisions d'ensemble est estimée (ex., Atger, 2001 ; Buizza, 2001). En outre, pour que les résultats puissent être utiles à des décideurs sensibles à des ratios coûts/pertes différents, les valeurs économiques obtenues sont souvent représentées de façon normalisée, par une courbe donnée en fonction du rapport C/L (Figure 24). Dans le cas d'une prévision d'ensemble, la valeur économique de la prévision d'ensemble est celle donnée par la courbe enveloppe des valeurs maximales du score *REV* (Buizza, 2001).

Ainsi, le décideur peut optimiser la valeur de la prévision d'ensemble en choisissant le ratio C/L approprié à son problème. Bien évidemment, cette procédure peut se faire à l'inverse : pour un ratio C/L donné, le décideur peut maximiser la valeur des prévisions probabilistes en choisissant le seuil de probabilité le plus approprié.

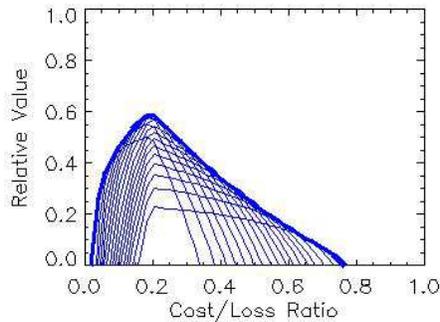


Figure 24: Courbes de valeur économique relative pour une prévision probabiliste (tiré de <http://www.cawcr.gov.au/projects/verification/>)

Un autre modèle simple de décision est celui qui maximise les taux de bonne détection et minimise les fausses alertes. Dans ce cas, les courbes ROC (voir Chapitre 3, §3.2) sont un exemple de score qui peut être utilisé à cet effet. Rappelons qu'une courbe ROC qui est proche du coin haut gauche du graphique représente un système qui a une bonne capacité à discriminer l'événement ciblé. En termes économiques, le positionnement d'un système sur le graphique équivaut à un coût (ou un gain) plus ou moins important, selon les valeurs de taux de fausses alertes (POFD) et de probabilité de bonnes détections (POD) obtenues (ex., une valeur de POFD élevée est souvent accompagnée d'un coût C et/ou des pertes L plus élevés également dû au nombre élevé de fausses alertes). Les courbes ROC deviennent alors un outil visuel de mesure de la valeur d'une prévision.

A ces modèles simples de décision utilisés pour mesurer la valeur économique d'une information de prévision, il s'ajoute des modèles basés sur des algorithmes d'optimisation pour aider la prise de décision dans la gestion de l'eau et des risques hydrologiques. Ces modèles peuvent servir à des objectifs divers et cibler des horizons de prévision limités (ex., cas des prévisions à quelques jours ou semaines) ou illimités (ex., cas des applications visant la planification des ouvrages à long terme ou leur adaptation aux changements climatiques).

Quel que soit le choix de modélisation économique, on notera que dans le domaine de la prévision hydrologique d'ensemble, les études portant sur la valorisation économique des prévisions sont récentes et révèlent un large spectre d'applications, comme on le verra par la suite.

4.5 Etudes d'évaluation économique en prévision hydrologique d'ensemble

Selon Atger (2001), en météorologie, le concept de valeur économique (utilité) des prévisions a été très étudié dans les années 1970-80, suivi par une réapparition de l'intérêt porté au sujet à la fin des années 1997/1998. Les modèles du type Coût-Pertes ont été ainsi utilisés pour montrer la valeur économique potentielle des systèmes de prévision d'ensemble de précipitations par rapport aux prévisions déterministes (Atger, 2001 ; Buizza, 2001, 2008). Tsikalakis *et al.*, (2009) ont étudié l'impact économique des prévisions de vent sur la production éolienne à l'aide de la programmation séquentielle et ont montré l'importance d'avoir des prévisions fiables pour un meilleur gain économique.

En hydrologie, des études sur l'évaluation économique des prévisions de débits sont plus rares, même si l'utilisation des prévisions d'ensemble pour la prévision des crues et la gestion des ressources en eau est déjà présente depuis une dizaine d'années (Cloke et Pappenberger, 2009a). En effet, les études portant sur la qualité des prévisions hydrologiques (voir Chapitre 3) sont beaucoup plus courantes que celles dédiées à l'utilité (valeur) des prévisions.

Le modèle de décision statique du type Coût-Pertes est également celui qui reçoit le plus d'attention dans la littérature hydrologique. Roulin (2007) l'a étudié sur deux bassins versants en Belgique pour évaluer la valeur des prévisions de crues pour la prise de décision. Les prévisions hydrologiques à moyen-terme (1 à 10 jours), obtenues à partir des prévisions météorologiques d'ensemble du CEPMMT et d'un modèle hydrologique conceptuel à 10 paramètres, ont été évaluées sur une période de six ans. L'auteur propose également l'utilisation d'un modèle Coût-Pertes dynamique, à horizon limité, qui permet de prendre en compte différentes décisions successives en fonction de l'échéance de prévision. Dans les deux cas, la valeur économique relative *REV* des prévisions d'ensemble a été supérieure à celle des prévisions déterministes pour une large gamme de ratio *C/L*, le choix d'un seuil de probabilité pour la détection des événements jouant un rôle important sur la valeur économique estimée.

Des conclusions semblables quant aux performances comparées des prévisions déterministes et probabilistes, basées sur ce type de modèle, ont été obtenues par McCollor et Stull, (2008), Van de Bergh et Roulin (2010), Muluye (2011) et Verkade et Werner (2011) :

- Verkade et Werner (2011) ont étudié la valeur économique relative *REV* pour évaluer la valeur d'une alerte anticipée dans une chaîne de prévision du risque d'inondation. Ils ont notamment montré le lien entre l'échéance optimale pour l'alerte et le ratio *C/L* accepté par le décideur.
-

- McCollor et Stull (2008) ont évalué les prévisions de précipitation sur un bassin versant au Canada et ont ciblé, à leur tour, un utilisateur ayant pour objectif la production hydroélectrique d'une réserve en eau. Les auteurs ont utilisé deux types de modèle de décision : un modèle Coût-Pertes statique appliqué sur les précipitations et un modèle de maximisation d'une fonction d'utilité liée au gain en production d'énergie d'une usine-réservoir simplifiée. Ils ont montré que les prévisions probabilistes d'ensemble sont plus performantes pour une gamme plus large d'utilisateurs par rapport aux prévisions déterministes, et ce pour les deux types de modèle de décision utilisés. Ils ont également montré que la prévision donnée par la moyenne d'ensemble est légèrement plus performante que les prévisions de chaque membre pris indépendamment.
- L'application sur un bassin versant au Québec (Canada) a été aussi au cœur de l'étude de Muluye (2011). Les prévisions météorologiques du centre américain NCEP (15 membres, échéance maximale de 15 jours et 23 ans de prévisions journalières) ont été utilisées avec le modèle hydrologique semi-distribué *HBV* dans deux cas de figure : sans et avec un prétraitement de désagrégation des champs des précipitations prévues. Les auteurs ont montré que la technique de désagrégation employée permettait d'obtenir des prévisions à plus forte valeur économique sur une large gamme de ratios *C/L*. En effet, seulement sur une petite gamme de ratios *C/L* les prévisions climatologiques ont montré une valeur de *REV* supérieure aux prévisions probabilistes.
- A partir d'un modèle statique Coût-Pertes appliqué sur 14 bassins versants de la Meuse et de la rivière Scheldt en Belgique, Van de Bergh et Roulin (2010) ont montré que la valeur économique des prévisions d'ensemble se réduit en fonction de l'horizon de prévision (comme c'est également le cas pour la qualité des prévisions) : plus l'horizon est lointain de l'instant de prévision, moins les prévisions possèdent de valeur.

D'autres travaux comme celui de McCollor et Stull (2008) cités ci-dessus ont également étudié la valeur économique des prévisions hydrologiques à l'aide de méthodes d'optimisation numérique :

- Kim *et al.* (2007), par exemple, ont utilisé un outil d'aide à la décision basé sur la programmation dynamique stochastique pour évaluer les prévisions d'ensemble d'un bassin versant en Corée du Sud. Ils ont montré que les prévisions d'ensemble sont plus performantes que les prévisions déterministes et que la justesse des prévisions est un facteur important vers une gestion optimisée. De plus ils ont trouvé que la combinaison de la programmation dynamique avec la programmation stochastique aide à surpasser la "malédiction de la dimensionnalité".
-

- Weijs (2011), en utilisant un outil de programmation dynamique stochastique sur un bassin versant et en évaluant 55 ans de débits modélisés, a montré que l'information supplémentaire provenant, par exemple, des prévisions probabilistes augmente le gain de gestion. De plus, il a été montré que cette information supplémentaire a une valeur significative en temps réel pour des opérations à courts horizons de prévision et à des niveaux de réservoirs élevés.
- Boucher *et al.* (2011) ont pris en main un outil d'aide à la décision (*SOHO*) qui constitue une application de la programmation stochastique. L'application porte sur un bassin versant au Québec (Canada) avec 1,5 an de calage et 4 mois de validation. Les auteurs ont conclu que les prévisions d'ensemble brutes conduisent à une production d'énergie moins importante (à cause de déversements plus élevés) par rapport aux prévisions déterministes. Cependant ils ont montré que les prévisions post-traitées sont plus performantes par rapport aux prévisions brutes et aux prévisions déterministes.

Enfin, dans une perspective à plus long-terme et dans le but d'étudier les impacts du changement climatique sur la gestion de la ressource en eau et de la ressource énergétique associée, François *et al.* (2012) ont utilisé la programmation dynamique multi-objectif pour développer un modèle de gestion optimisée pour les rivières françaises de la Durance et de la Loire. Les premiers résultats ont montré une variation non-linéaire de la gestion optimale en fonction des changements de précipitation et température, affectant la performance du système en termes de disponibilité d'eau dans les réservoirs.

En résumé, on soulignera que la valorisation des prévisions hydrologiques a été étudiée à l'aide :

- d'un modèle Coût-Pertes statique ou dynamique destiné à évaluer la valeur des prévisions pour des objectifs de protection vis-à-vis des crues et inondations (Verkade et Werner, 2011 ; Muluye, 2011 ; Roulin, 2006 ; Van de Bergh et Roulin, 2010) ;
 - d'un outil d'aide à la décision déjà mis en place par un service opérationnel pour la gestion de la ressource en eau (Boucher *et al.*, 2011 ; Kim *et al.*, 2007 ; Weijs, 2011a,b) ;
 - d'un modèle Coût-Pertes statique en parallèle avec un modèle maximisant l'espérance de l'utilité d'une prévision (McCollor et Stull, 2008) ;
 - d'un outil d'optimisation développé spécialement pour des besoins spécifiques de planification à long-terme (François *et al.*, 2012).
-

Le point commun de toutes ces approches se trouve dans le fait qu'elles ont été développées et appliquées pour étudier la valeur des prévisions d'ensemble ou des multi-scénarios climatiques pour des applications hydrologiques. Les objectifs des utilisateurs cependant sont variés, illustrant la diversité des intérêts opérationnels envers les prévisions hydrologiques : par exemple, Boucher *et al.* (2011) et Weijs (2011) ciblent l'optimisation de la production d'énergie, tandis que Kim *et al.* (2007) s'appuient sur la satisfaction de la demande dans la distribution de l'eau. Weijs (2011) étudie également la gestion optimisée d'un système de drainage qui, d'un côté, sert à sécuriser l'évacuation des eaux et, de l'autre côté, contribue à minimiser les dommages associés aux hautes et basses eaux. François *et al.* (2012) sont plus orientés vers une approche multi-objectifs (production d'énergie, protection de crues, tourisme, etc.), en prenant en compte les pertes économiques dues au non-respect des objectifs préfixés.

Les conclusions principales que nous pouvons tirer des études existantes peuvent être résumées aux points suivants :

- souvent l'existence d'outils déjà mis en place est limitée et, dans ce cas, l'application d'un modèle Coût-Pertes statique ou dynamique, par sa simplicité de mise en œuvre et son domaine large d'applicabilité, est privilégiée ;
 - la valeur économique des prévisions probabilistes d'ensemble est souvent plus importante que celle des prévisions déterministes ;
 - la valeur économique des prévisions d'ensemble décroît avec l'horizon de prévision et peut même, au delà d'un certain horizon, n'être plus significativement meilleure que la valeur apportée par une prévision climatologique ;
 - la moyenne d'ensemble peut parfois être légèrement plus performante que les prévisions de chaque membre de l'ensemble prises individuellement ;
 - les prévisions probabilistes d'ensemble peuvent être plus utiles que les prévisions déterministes pour une gamme plus large d'utilisateurs (représentés par des ratios C/L différents) ;
 - la qualité des prévisions (justesse et fiabilité) peut affecter la valeur économique des prévisions probabilistes ;
 - la valeur potentielle des prévisions d'ensemble peut être affectée par les erreurs de modélisation, ainsi que par la taille de l'ensemble ;
 - la valeur économique des prévisions hydrologiques corrigées (soumises à un prétraitement des entrées ou à un post-traitement des sorties) est souvent supérieure à celle des prévisions brutes et des prévisions déterministes.
-

Le fait que les conclusions des différentes études, menées avec des données et modèles hydrométéorologiques variés, convergent est encourageant. Les forts intérêts économiques liés à la gestion des ressources en eau justifient ces études et de nouveaux développements pour mieux comprendre comment l'utilisateur des prévisions peut en faire le meilleur usage dans la prise de décision.

4.6 Synthèse

Ce chapitre a présenté une autre caractéristique des prévisions d'ensemble à savoir : leur utilité. Afin de valoriser et optimiser cette caractéristique, il est primordial de recourir aux techniques d'optimisation. Un résumé des techniques les plus courantes a été présenté, accompagné d'une synthèse des études menées en hydrologie pour évaluer la valeur économique des prévisions.

Cette introduction s'insère dans le cadre de la construction de notre propre approche d'optimisation de la gestion d'un réservoir. Plus particulièrement, notre objectif est d'examiner l'apport des prévisions, et notamment des prévisions probabilistes d'ensemble, dans la gestion optimale d'une réserve en eau superficielle destinée à la production hydroélectrique. L'outil développé utilise une approche heuristique basée sur l'expérience opérationnelle et est présenté en détail dans le Chapitre 7 de ce manuscrit.
