



AgEcon SEARCH
RESEARCH IN AGRICULTURAL & APPLIED ECONOMICS

The World's Largest Open Access Agricultural & Applied Economics Digital Library

This document is discoverable and free to researchers across the globe due to the work of AgEcon Search.

Help ensure our sustainability.

Give to AgEcon Search

AgEcon Search
<http://ageconsearch.umn.edu>
aesearch@umn.edu

*Papers downloaded from **AgEcon Search** may be used for non-commercial purposes and personal study only. No other use, including posting to another Internet site, is permitted without permission from the copyright owner (not AgEcon Search), or as allowed under the provisions of Fair Use, U.S. Copyright Act, Title 17 U.S.C.*

Dynamique et incertitude dans la gestion de l'irrigation

Christophe BONTEMPS
Stéphane COUTURE

Dynamics and uncertainty in irrigation management

Key-words:

irrigation scheduling, uncertainty, risk aversion, bioeconomic simulation model, optimization

Summary – Water supply for irrigation is limited in the southwestern France as in many regions of the world. Many conflicts between users highlight the fact that efficient irrigation scheduling is needed. The aims of this study are twofold. First we identify optimal irrigation strategies under stochastic weather conditions. Second we evaluate the economic losses due to uncertainty and risk aversion. The agronomic crop growth model, EPIC-Phase, generates yield data which are incorporated into a dynamic programming model for the determination of optimal irrigation scheduling under risk and limited water supply, in the southwest of France. The results indicate that optimal dynamic irrigation strategies produce higher profits, and utilities, and require less irrigation water than the optimal agronomic irrigation strategies.

Dynamique et incertitude dans la gestion de l'irrigation

Mots-clés:

conduite d'irrigation, incertitude, risque, modèle bio-physique, optimisation

Résumé – Dans le Sud-Ouest de la France, comme dans de nombreuses régions du monde, l'offre d'eau à usage agricole est limitée. De ce fait, une gestion efficace de l'irrigation s'impose. L'objectif de cet article est double. Premièrement, nous identifions les conduites d'irrigation optimales sous des conditions climatiques aléatoires. Deuxièmement, nous évaluons les pertes économiques dues à l'incertitude et à l'aversion pour le risque. Pour y parvenir, nous intégrons le modèle agronomique de simulation de croissance des plantes, EPIC-Phase, qui engendre des données relatives au rendement, lesquelles sont ensuite incorporées dans un modèle économique de programmation dynamique. Ce modèle permet de déterminer la conduite d'irrigation optimale en univers aléatoire, pour une quantité totale d'eau limitée. Les simulations menées montrent que les conduites dégagées par le modèle engendrent des niveaux de profit et d'utilité plus importants que ceux obtenus pour des conduites « agronomiquement » optimales malgré l'offre en eau limitée. En incertain, ces stratégies dépendent des anticipations de l'exploitant et de l'intégration de l'information disponible. Nous montrons que le risque affecte également les conduites et les rendements associés et nous mesurons l'impact du risque sur l'irrigation.

* INRA/UMR LEERNA, Université de Toulouse 1, Pôle Manufacture, Bât.F, 21, allée de Brienne, 31000 Toulouse
e-mail: bontemps@toulouse.inra.fr

** CEMAGREF, BP 5095, 34033 Montpellier cedex 1
e-mail: couture@montpellier.cemagref.fr

Nous remercions Jean-Pierre Amigues, Jacky Puech, Maurice Cabelguenne, Nicole Bosc, Philippe Bontemps et Pascal Favard pour leurs commentaires. Nous remercions également les participants au meeting annuel de l'American Agricultural Economics Association à Nashville, Tennessee, 8-11 août 1999.

DANS le Sud-Ouest de la France, comme dans de nombreuses régions du monde, l'agriculture est devenue le premier secteur utilisateur d'eau. Or, cette ressource est de plus en plus limitée. Dans cette région, les agriculteurs prélèvent l'eau essentiellement dans des rivières, ces prélèvements n'étant généralement pas observés ou mesurés. Ce contexte rend très difficile la mise en place d'une régulation directe des quantités d'eau consommées par les agriculteurs. De plus, les conditions climatiques aléatoires conditionnent la rareté et limitent de ce fait la disponibilité de l'eau pour l'irrigation. Des conditions climatiques incertaines, un bien de plus en plus rare et une irrigation importante rendent nécessaires la recherche et la mise en place d'une gestion efficace de la conduite de l'irrigation ainsi qu'une amélioration des pratiques culturales au cours d'une saison d'irrigation.

Dans ce travail, nous nous plaçons au niveau d'une exploitation agricole, et nous cherchons à allouer de façon efficiente une quantité d'eau, dont le volume total est limité, au cours de la saison d'irrigation, pour une parcelle agricole donnée et pour des conditions climatiques aléatoires. Nous essayons alors de répondre à deux questions : quelles sont les conduites d'irrigation les plus efficaces sous incertitude ? Quelles sont les pertes économiques dues à l'environnement incertain que supporte l'agriculteur ?

Il existe, dans la littérature, différentes procédures de modélisation permettant de définir la conduite d'irrigation optimale. Les modèles d'optimisation économique des apports en eau aux plantes existantes ont recours à des techniques mathématiques telles que la programmation dynamique (Yakowitz, 1982; Rao *et al.*, 1990) ou la théorie du contrôle (Zavaleta *et al.*, 1980 ; Mc Guckin *et al.*, 1987). Ces techniques fournissent des informations générales sur la conduite de l'irrigation à suivre au cours d'une saison d'irrigation. Toutefois, le problème est difficile à résoudre d'un point de vue analytique, à cause de la complexité de la fonction de production de la parcelle considérée, mais aussi à cause des différentes contraintes qui pèsent sur les décisions, ces dernières étant liées en particulier à la main-d'œuvre et au matériel disponible sur l'exploitation. Aucun résultat analytique n'apparaît dans les études existantes, seules des solutions numériques sont données. Cependant, une représentation adaptée au problème considéré consiste à utiliser un modèle de simulation de fonctionnement biologique des plantes. Une procédure de résolution numérique, qui couple une analyse dynamique économique de l'irrigation et un modèle de simulation de croissance de la plante, apparaît alors plus adéquate pour obtenir une solution réaliste. Cette procédure a été utilisée dans la littérature sur la conduite de l'irrigation (Zavaleta *et al.*, 1980 ; Epperson *et al.*, 1993). Elle permet aussi d'intégrer différentes hypothèses sur les aléas climatiques et d'analyser la prise de décision d'irrigation de l'agriculteur dans un contexte aléatoire.

Toutefois ces études sur l'allocation optimale de l'eau d'irrigation sont fondées sur l'hypothèse forte que le producteur est neutre envers le

risque (Zavaleta *et al.*, 1980; Mc Guckin *et al.*, 1987), alors qu'il est reconnu que ce n'est pas le cas et que les agriculteurs ont de l'aversion pour le risque (Binswanger, 1980). Boggess et Ritchie (1988) donnent une solution à ce problème en définissant les moyennes et écarts types des revenus nets. La dominance stochastique est alors utilisée pour évaluer le risque associé aux stratégies alternatives d'irrigation. Botes *et al.* (1995) définissent l'utilité espérée comme critère, mais imposent une utilité avec aversion absolue constante envers le risque (CARA). Chavas et Holt (1996), Pope et Just (1991) ont eux prouvé que les exploitants ont une aversion pour le risque significative et préconisent une spécification d'aversion relative constante envers le risque (CRRA) ou une aversion absolue envers le risque décroissante (DARA). Toutefois, à notre connaissance, aucune étude ne suppose une utilité de type CRRA dans la littérature. En outre, aucune étude économique incorporant des critères économiques de décision n'a été faite sur cette zone, seules des études agronomiques existent (Cabelguenne *et al.*, 1995).

Pour supprimer certaines de ces limitations, nous proposons d'étudier les décisions d'irrigation au sein d'un calendrier d'irrigation, en utilisant un modèle bio-physique, EPIC-Phase⁽¹⁾, pour simuler les rendements. L'information engendrée par cet outil est intégrée dans un modèle économique de décision sous contraintes, dont la fonction objectif est l'utilité espérée. Ce modèle intégré est utilisé pour déterminer les conduites d'irrigation avec une quantité totale d'eau limitée dans un contexte déterministe ou stochastique. Dans un contexte déterministe, l'exploitant connaît le climat, alors que dans le cas stochastique, il formule des anticipations sur le climat et incorpore les observations climatiques observées pendant la campagne d'irrigation.

Notre article propose deux contributions à la littérature sur la conduite de l'irrigation. Tout d'abord, nous proposons un modèle économique intégrant un outil de simulation biophysique pour définir une irrigation adaptée et optimisée sous contrainte d'eau limitée et en environnement incertain. Ensuite, notre approche intègre l'aversion pour le risque, en utilisant une fonction d'utilité CRRA, et permet d'intégrer des décisions séquentielles.

Les résultats montrent que les conduites d'irrigation qui maximisent le profit en univers certain, ou l'espérance d'utilité en univers incertain, donnent des profits et des rendements élevés avec des quantités d'eau beaucoup plus faibles que celles demandées par l'optimisation agronomique. L'impact du risque sur l'irrigation est également mis en évidence d'un point de vue à la fois qualitatif et quantitatif.

Le papier est organisé assez classiquement : le modèle théorique est présenté en première partie. Nous décrivons ensuite la procédure numé-

⁽¹⁾ EPIC-Phase : *Erosion Productivity Impact Calculator - Phase*, modèle développé à l'INRA de Toulouse.

rique, les hypothèses et les données utilisées pour la résolution du problème de décision. Les résultats sont présentés et analysés dans la section suivante. La dernière partie conclut le papier.

LE MODÈLE

Deux modèles sont en fait présentés: dans un premier temps, nous considérons le problème d'allocation optimale de l'eau d'irrigation au cours d'une saison pour des conditions climatiques connues (modèle déterministe) comme modèle de référence. Puis, nous introduisons les aléas climatiques dans ce modèle (modèle stochastique).

Le modèle déterministe

Considérons un exploitant agricole faisant face, sur une parcelle donnée, au problème de décision séquentiel suivant. A la date 1, il connaît la quantité d'eau totale, Q , disponible pour la saison, la réserve utile ⁽²⁾ du sol, \bar{V} , et l'état de la biomasse de la plante, \bar{M} . Il connaît également parfaitement les conditions climatiques antérieures et postérieures à la date 1. L'exploitant doit décider de l'irrigation ou non de sa parcelle à chaque date $t = 1, \dots, T-1$ et des quantités apportées q_t . Il s'agit donc d'un modèle dynamique de choix séquentiels, sous contrainte d'offre d'eau limitée, à trois variables d'état (M_t, V_t, Q_t) pour $t = 1, \dots, T-1$.

$$M_{t+1} - M_t = f_t(M_t, V_t) \quad (1)$$

$$V_{t+1} - V_t = g_t(M_t, V_t, q_t) \quad (2)$$

$$Q_{t+1} - Q_t = -q_t \quad (3)$$

La variation de la biomasse (équation 1) est supposée n'être qu'une fonction de son état de développement actuel M_t et du stock d'eau contenu dans le sol, V_t . La dynamique de la réserve utile (équation 2) dépend des mêmes éléments mais aussi de la décision q_t prise à la date t . La quantité d'eau totale disponible pour le restant de la saison, Q_t , décroît simplement (équation 3) avec les prélèvements.

La saison d'irrigation se déroule sur un intervalle de temps fixé $[1, T]$. La date $t = 1$ est la date de début de la saison d'irrigation et T , la date de récolte où le rendement réel de la culture devient connu. Soit Y la fonction de rendement de la culture dont la quantité dépend uniquement de la biomasse finale à la date T : $Y(M_T)$.

⁽²⁾ La réserve utile représente le stock d'eau disponible dans le sol et accessible à la plante.

Le profit par hectare irrigué de l'agriculteur s'écrit :

$$\Pi = p \cdot Y(M_T) - C_{FT} - \sum_{t=1}^{T-1} (c \cdot q_t + \delta_t \cdot C_F) \quad (4)$$

où p est le prix exogène et connu à la production ⁽³⁾; C_{FT} représente les coûts fixes de production (engrais, semences, assurance, etc.); c est le coût variable lié à la consommation d'eau; δ_t est une variable binaire liée à la décision d'irrigation qui est nulle si l'exploitant agricole n'irrigue pas et égale à 1 sinon. C_F représente les coûts fixes dus pour une irrigation (coûts de déplacement, de montage, de surveillance, d'énergie et de mise en œuvre).

Nous prenons en compte les contraintes techniques d'apport de petites ou grandes quantités d'eau par application via des contraintes additionnelles. Ces contraintes peuvent être également justifiées par des motivations économiques; par exemple durant les périodes d'étiage, où la ressource est rare et la demande abondante, il est fréquent d'avoir des limitations sur les quantités et les débits prélevés. Nous supposons donc :

$$\underline{q} \leq q_t \leq \bar{q} \quad \text{pour} \quad q_t > 0 \quad (5)$$

Afin de diminuer la complexité du problème, tout en restant proche de la réalité, nous imposerons un caractère discret à la variable q_t .

L'exploitant agricole est caractérisé par une fonction d'utilité de type Von-Neuman-Morgenstern, strictement monotone, croissante et concave, notée U . Nous spécifions la fonction d'utilité à coefficient d'aversion relative constante envers le risque (CRRA) suivante :

$$U(\Pi) = \frac{\Pi^{(1-r)}}{(1-r)} \quad (6)$$

avec r , le coefficient d'aversion relative pour le risque ($r \neq 1$).

La formulation de notre problème est conceptuellement similaire à celles de Zavaleta *et al.*(1980), Mc Guckin *et al.*(1987), Johnson *et al.*(1991) et Vickner *et al.*(1998). Toutefois, ces études ne prennent pas en considération l'aversion pour le risque de l'agriculteur.

Le problème de contrôle que doit résoudre l'exploitant agricole est le suivant :

$$Max_{\{q_t\}_{t=1, \dots, T-1}} U\left(p \cdot Y(M_T) - C_{FT} - \sum_{t=1}^{T-1} (c \cdot q_t + \delta_t \cdot C_F)\right) \quad (7)$$

⁽³⁾ Nous supposons qu'il n'y a pas d'incertitude sur les prix de marché.

$$s / c \quad \begin{cases} M_{t+1} - M_t = f_t(M_t, V_t) \\ V_{t+1} - V_t = g_t(M_t, V_t, q_t) \\ Q_{t+1} - Q_t = -q_t \end{cases} \quad (8)$$

$$et \ s / c \quad \begin{cases} \delta_t = \begin{cases} 0 & \text{si } q_t = 0 \\ 1 & \text{si } q_t > 0 \end{cases} \\ \underline{q} \leq q_t \leq \bar{q} \quad \text{si } q_t > 0 \\ M_t \geq 0, \quad V_t \geq 0, \quad Q_t \geq 0 \\ M_1 = \bar{M}, \quad V_1 = \bar{V}, \quad Q_1 = Q \end{cases} \quad (9)$$

Les équations (8) décrivent les principales dynamiques du problème tandis que les équations (9) représentent les contraintes techniques et physiques. Ce problème est résolu numériquement dans la section suivante: Application, procédures et données.

Le modèle stochastique

Le modèle théorique d'optimisation des décisions d'irrigation sous incertitude est conceptuellement similaire à celui décrit dans le cadre déterministe. Toutefois, les dynamiques de la biomasse et de la réserve utile dépendent maintenant des conditions climatiques incertaines $\tilde{\omega}_t$, et deviennent:

$$M_{t+1} - M_t = f_t(M_t, V_t, \tilde{\omega}_t) \quad (10)$$

$$V_{t+1} - V_t = g_t(M_t, V_t, q_t, \tilde{\omega}_t) \quad (11)$$

Le critère à maximiser devient l'espérance d'utilité du profit en fin de campagne. Nous supposons la non-indépendance des variables aléatoires, ce qui signifie que l'agriculteur perçoit le climat d'une période comme dépendant du climat passé. Nous devons alors définir la façon dont l'agriculteur intègre (ou pas) l'information qu'il a au cours de la saison. La résolution de ce problème est fondée sur deux méthodes: la méthode par induction⁽⁴⁾ et la méthode en boucle ouverte⁽⁵⁾, ces deux approches

⁽⁴⁾ Cette méthode se nomme «*feedback*» en anglais. Elle est aussi quelquefois appelée «boucle fermée».

⁽⁵⁾ «*Open-loop*» en anglais.

étant différenciées dans le raisonnement par le fait d'intégrer, ou non, l'arrivée de nouvelles informations au cours du processus de décision.

La stratégie par induction

Dans ce cas, l'agriculteur utilise toute l'information dont il dispose au cours du processus de décision. A la date 1, il prend sa décision q_1 en fonction de ses anticipations sur le climat futur. A la date 2, il intègre dans son raisonnement la décision prise à la date 1 et le climat réel observé au cours de cette période; il révisé alors ses anticipations sur le climat futur à l'aide de ces informations. Ainsi la décision prise à la date t dépend, d'une part, des conditions climatiques observées au cours de la période $[t - 1, t]$ et, d'autre part, des décisions passées q_1, \dots, q_{t-1} . Cette procédure est répétée jusqu'à la date $T - 1$.

Formellement, le problème séquentiel du producteur agricole est :

$$\text{Max}_{q_1} E_{\omega_1} \text{Max}_{q_2} E_{\omega_2/\omega_1} \dots \text{Max}_{q_{T-1}} E_{\omega_{T-1}/\omega_{T-2}} E_{\omega_T} \left[U \left(p \cdot Y(M_T) - C_{FT} - \sum_{t=1}^{T-1} (c \cdot q_t + \delta_t \cdot C_F) \right) \right] \quad (12)$$

$$s / c \quad \begin{cases} M_{t+1} - M_t = f_t(M_t, V_t, \omega_t) \\ V_{t+1} - V_t = g_t(M_t, V_t, q_t, \omega_t) \\ Q_{t+1} - Q_t = -q_t \end{cases} \quad (13)$$

et sous la contrainte inchangée (9).

E_{ω_1} décrit l'espérance sur ω_1 . $E_{\omega_t/\omega_{t-1}}$ représente l'espérance conditionnelle⁽⁶⁾ sur ω_t étant donné ω_{t-1} .

La stratégie en boucle ouverte

Dans le cas en boucle ouverte, l'agriculteur choisit toutes les décisions d'irrigation, $\{q_t\}_{t=1, \dots, T-1}$, avant d'observer les variables aléatoires. Ainsi, toutes les décisions sont prises à la date 1. A chaque période, l'exploitant agricole n'utilise pas la nouvelle information sur le climat disponible et ne révisé pas ses anticipations. Cette approche sert unique-

⁽⁶⁾ Nous ne faisons ici aucune hypothèse sur la loi des ω_t . Il est à noter que si l'observation de ω_{t-1} n'apporte aucune information sur ω_t , alors l'approche est la même que celle en boucle ouverte.

ment de modèle de référence car l'information n'est pas utilisée durant la saison.

Le problème de l'agriculteur est ici le suivant :

$$Max_{\{q_t\}_{t=1, \dots, T-1}} E_{\omega_1} E_{\omega_2} \dots E_{\omega_T} \left[U \left(p \cdot Y(M_T) - C_{F^T} - \sum_{t=1}^{T-1} (c \cdot q_t + \delta_t \cdot C_F) \right) \right] \quad (14)$$

$$s / c \quad \begin{cases} M_{t+1} - M_t = f_t(M_t, V_t, \omega_t) \\ V_{t+1} - V_t = g_t(M_t, V_t, q_t, \omega_t) \\ Q_{t+1} - Q_t = -q_t \end{cases} \quad (15)$$

et sous la contrainte inchangée (9).

$E_{\omega_1} E_{\omega_2} \dots E_{\omega_T}$ représente l'espérance sur le climat global ($\omega_1, \dots, \omega_T$).

Sous incertitude, les deux types de stratégies, en boucle ouverte et par induction, se différencient par le type d'information utilisé et par les anticipations sur les climats futurs. Notons que les décisions optimales appartiennent à la catégorie par induction.

APPLICATION : PROCÉDURE ET DONNÉES

Le problème étant passablement compliqué à résoudre d'un point de vue analytique, à cause de la complexité de la fonction de production et des différentes contraintes portant sur les décisions notamment, une procédure numérique apparaît alors plus adaptée pour obtenir une solution réaliste.

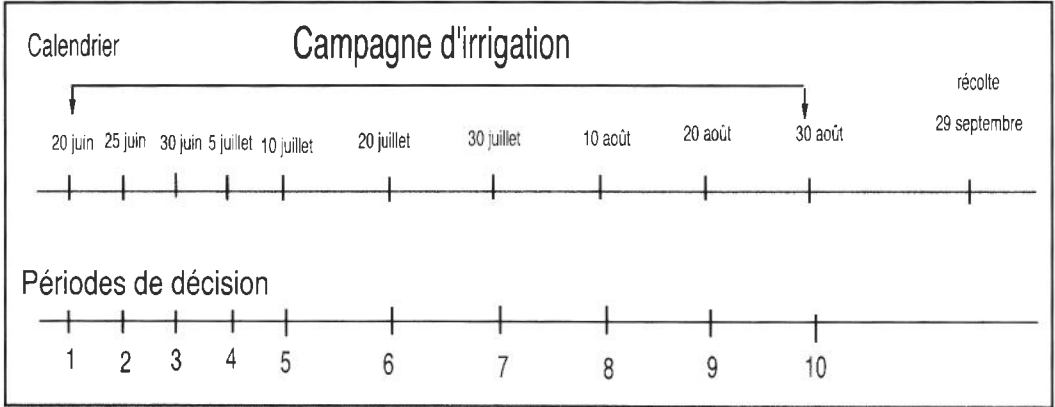
Procédure de résolution

Nous utilisons un modèle agronomique de simulation de croissance des plantes représentant les variables d'état et leur dynamique décrites précédemment par les fonctions f_t et g_t . Le modèle EPIC-Phase⁽⁷⁾ permet de simuler les rendements pour différentes conditions climatiques, différents itinéraires techniques et d'irrigation. Il a été validé sur la ré-

⁽⁷⁾ EPIC-Phase est une version dérivée du modèle EPIC (Sharpley et Williams, 1990 ; Williams *et al.*, 1990) spécialement adaptée pour simuler la croissance de différents types de plantes, sous différentes conditions climatiques, en tenant compte précisément de la relation entre besoins hydriques et rendement (Calbellenne *et al.*, 1995).

gion considérée (sud-ouest de la France) et pour la culture choisie (maïs) par les agronomes de l'INRA (Cabelguenne et Debaeke, 1995). Les résultats de ces simulations sont intégrés en entrée du modèle de calcul économique.

Figure 1. Processus de décision



Nous avons fixé de manière exogène le calendrier régissant la saison d'irrigation. Celui-ci commence le 20 juin et comporte 10 périodes de décision de 5 ou 10 jours (voir figure 1). Le nombre d'irrigations effectives durant la saison a été fixé à 5 parmi les 10 dates possibles, la dose étant la même pour chaque application ⁽⁸⁾. Les anticipations sur les conditions climatiques ont été réalisées sur une base de 14 années de relevés journaliers.

La procédure de résolution, définie dans le cas par induction (cf. *supra*), est approchée par la méthode, très proche, dite par induction séquentielle ⁽⁹⁾ (voir figure 2):

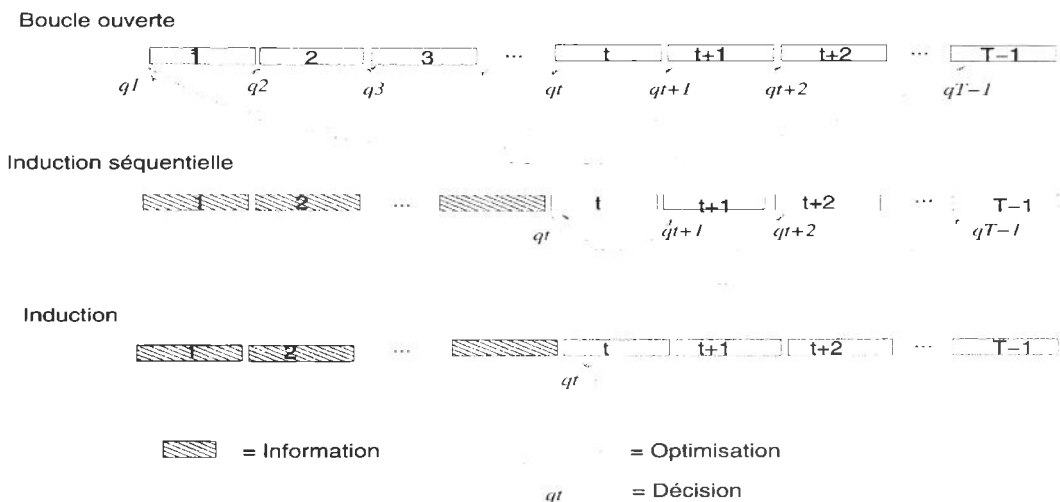
A la date $t = 1$, l'exploitant agricole choisit l'ensemble des décisions d'irrigation $\{q_t\}$ $t=1, \dots, T-1$ en fonction de ses anticipations sur les conditions climatiques. Ensuite, il intègre dans le système sa décision optimale choisie à la date 1 ainsi que le climat réel observé au cours de cette période. Au vu de cette information, il révisé alors ses anticipations sur le climat futur, en utilisant simplement la règle de Bayes. A la date $t = 2$, il définit l'ensemble des décisions pour les périodes restantes, $\{q_t\}$ $t=2, \dots, T-1$, sur la base de ses nouvelles anticipations révisées et

⁽⁸⁾ Les raisons de ces restrictions sont au départ calculatoires, afin de réduire les temps de calculs. Ces hypothèses pourraient être facilement levées. Il est à noter que, dans la pratique et pour le Sud-Ouest, la moyenne des irrigations par campagne est effectivement de 5 (Enquête Agreste, 1996).

⁽⁹⁾ Notons que les stratégies par induction et par induction séquentielle sont équivalentes si le système est linéaire et si la fonction objectif est quadratique (voir Bradford et Kelejian, 1981).

intègre uniquement dans le système la décision prise à la période 2. Cette procédure est répétée jusqu'à la date $T-1$.

Figure 2. Procédure d'optimisation



Le modèle économique identifie la séquence de décisions optimale en utilisant les rendements simulés par le modèle agronomique pour différentes pratiques d'irrigation possibles. Le nombre de cas à analyser étant limité par nos hypothèses, le problème peut être techniquement résolu par une approche d'optimisation globale⁽¹⁰⁾. L'ensemble des contraintes limitant l'espace des conduites admissibles, il est alors possible, par un balayage total de cet espace, de déterminer la séquence des décisions optimale.

Données

Le modèle agronomique de simulation de croissance des plantes a été calibré pour des conditions pédologiques prévalant dans la région d'étude et pour le maïs qui représente la première culture irriguée⁽¹¹⁾. Les données utilisées par le modèle agronomique regroupent les variables climatiques (valeurs journalières des températures, de la radiation solaire, des précipitations, de la vitesse du vent et de l'humidité de l'air), les variables de sol, les variables d'érosion, les paramètres culturaux et

⁽¹⁰⁾ L'annexe technique donnée à la fin du papier détaille précisément la procédure d'optimisation.

⁽¹¹⁾ Avec environ 80% de la surface totale irriguée dans le Sud-Ouest.

ceux relatifs à l'irrigation. Le fichier de données climatiques a été réalisé à l'aide de relevés météorologiques effectués à la station de l'INRA de Toulouse pour quatorze années. Le prix moyen à la production pour la culture du maïs est de 1 440 francs/tonne pour la région toulousaine. Ce prix est connu pour chaque année considérée.

Le coût variable lié à la consommation de la ressource est évalué à 0,25 F/m³/ha. Le coût fixe par irrigation est de 150 F/ha; il regroupe le coût de l'énergie et le coût de la main-d'œuvre. Les coûts fixes globaux sont composés des frais d'engrais, de semences, de produits phytosanitaires et d'assurance grêle; ils sont chiffrés à 2 150 F/ha. Au vu des résultats des études empiriques existantes, nous avons fixé le coefficient d'aversion pour le risque de l'agriculteur ⁽¹²⁾ à 0,001 (Jayet, 1992).

RÉSULTATS ET DISCUSSION

Nous supposons que l'exploitant agricole dispose d'une quantité d'eau totale, pour la saison, fixée ⁽¹³⁾ à 1 500 m³/ha. Nous sélectionnons, comme année climatique de référence, une année où le climat est sec ⁽¹⁴⁾. Pour de telles conditions (climat « sec » ; « peu » d'eau), le problème d'optimisation des décisions d'irrigation est particulièrement important.

Dans le cas déterministe, nous utilisons notre modèle pour définir les conduites d'irrigation optimales. Nous comparons ensuite ces conduites à celles qui sont optimales d'un point de vue agronomique, c'est-à-dire celles qui maximisent le rendement. Les résultats illustrent la nécessité d'une optimisation économique en matière de décision d'irrigation, puisque les différences de rendement sont faibles entre les deux modèles alors que les quantités d'eau sont très différentes (voir Couture (2000) pour plus de détails). L'optimisation économique conduit à des niveaux de profit plus importants tout en réalisant une économie d'eau substantielle.

Dans un cadre incertain, nous dégageons les stratégies optimales pour les deux cas, en boucle ouverte et par induction, que nous comparons ensuite avec celles obtenues dans le cas déterministe, et soulignons l'importance de l'information climatique.

⁽¹²⁾ Nous ne disposons pas de données permettant d'utiliser les méthodes existantes pour évaluer l'aversion pour le risque de l'exploitant agricole. Par conséquent, nous avons choisi la valeur du coefficient d'aversion pour le risque en cohérence avec la littérature existante.

⁽¹³⁾ La quantité moyenne utilisée par les agriculteurs est, dans le Sud-Ouest, de 1 800 m³/ha (Enquête Agreste, 1996).

⁽¹⁴⁾ L'année de référence est 1989.

Tableau 1.
Comparaison des
stratégies d'irrigation
(Cadre certain)

	Profit (F/ha)	Rendement (T/ha)	Quantité d'eau totale(m ³ /ha)	Nombre d'irrigations
Sans irrigation :	5 529	7,32	0	0
Optimum agronomique :	7 291	12,90	4 970	19
Optimisation économique :	8 929	11,63	1 500	5

Allocation optimale en univers certain

Le modèle est utilisé pour analyser l'impact des conditions climatiques sur les rendements et les profits (tableau 1). L'optimum agronomique est obtenu directement sans restriction sur les quantités apportées et sert ici de référence, tout comme le cas non irrigué, pour mesurer l'efficacité de nos résultats. Il est clair que le calendrier d'irrigation a une grande importance et qu'un agencement optimal permet d'économiser l'eau tout en maintenant un niveau de rendement et de profit élevé. Si l'agriculteur suit la conduite donnée par l'optimisation, il fait d'importantes économies de la ressource et améliore la gestion de l'eau. Ces résultats sont obtenus sans subir de pertes importantes en terme de rendement. Ce résultat s'explique aussi par le fait que le climat est connu. Le profit obtenu suite à l'optimisation économique est supérieur, malgré l'offre d'eau limitée, au profit reposant sur une optimisation agronomique du rendement.

Tableau 2.
Comparaison des
stratégies d'irrigation
(Cadre incertain)
pour $Q = 1\,500\text{ m}^3/\text{ha}$

	Profit (F/ha)	Rendement (T/ha)
Cas déterministe	8 926	11,63
Cas par induction	8 664	11,38
Cas en boucle ouverte	8 454	11,18

Allocation optimale en univers incertain

En univers incertain, l'exploitant agricole choisit la conduite d'irrigation qui maximise son espérance d'utilité en fonction du risque climatique et de ses anticipations. Nous appliquons le principe de résolution présenté précédemment pour les cas par induction et en boucle ouverte. Dans le cas par induction, nous supposons que l'agriculteur révisé à chaque période ses anticipations; par conséquent, le climat espéré sera proche du climat réel. Au contraire, dans le cas en boucle ouverte, l'exploitant agricole ne modifie pas ses anticipations et maintient la conduite décidée en période 1 tout au long de la campagne.

Les résultats obtenus en univers certain définissent la conduite d'irrigation optimale à suivre et servent de modèle de référence pour mesurer la

performance des résultats dégagés en univers incertain et pour mettre en évidence les effets de l'incertitude sur les résultats.

Le premier effet de l'incertitude concerne les rendements et par conséquent les profits (tableau 2). Les rendements obtenus par induction et en boucle ouverte diminuent très légèrement par rapport à ceux du cas déterministe. Les profits dégagés dans les cas par induction et en boucle ouverte (8 664 F/ha et 8 454 F/ha respectivement) sont diminués de 2,9 % et 5,3 % par rapport au cas déterministe où la connaissance du climat est parfaite (8 926 F/ha).

Le deuxième effet de l'incertitude porte sur la conduite de l'irrigation qui diffère selon les trois cas (tableau 3). La conduite résultant de l'optimisation par induction est plus proche de celle obtenue dans le cas déterministe que de celle du cas en boucle ouverte, ce qui souligne l'importance des révisions des anticipations. On observe trois arrosages communs entre les conduites par induction et en environnement certain (périodes 1, 4 et 6), alors qu'il n'y en a que deux entre la conduite en boucle ouverte et celle en univers certain (périodes 4 et 6). L'irrigation semble primordiale dans ces périodes, pour l'année considérée. Une analyse des précipitations de l'année révèle de faibles précipitations dans cette période, tandis que les besoins en eau de la plante semblent vitaux. Le modèle relève cela parfaitement et la décision d'irrigation se retrouve donc dans les calendriers optimaux.

Une analyse de sensibilité, non reportée ici, révèle également que, pour la quantité totale d'eau choisie ici, les décisions optimales ne sont pas affectées par le paramètre d'aversion pour le risque. Ceci est dû à la contrainte forte imposée sur la quantité totale d'eau disponible.

A ce niveau, l'exploitant utilise toujours toute l'eau disponible, quelle que soit son aversion pour le risque, et les conduites optimales n'en sont donc pas modifiées.

Il est à noter que la différence entre les profits générés par une conduite par induction et une conduite en boucle ouverte peut être interprétée comme le coût pour l'exploitant de ne pas réviser ses anticipations, et représente donc la valeur de l'information. L'exploitant a donc ici toujours intérêt à exploiter l'information disponible même si celle-ci est incomplète.

La différence entre les projets sous incertitude et ceux en univers certain représente le coût de la méconnaissance de l'information complète.

Tableau 3.
Conduites d'irrigation optimales en univers incertain pour $Q = 1\,500\text{ m}^3/\text{ha}$

Conduite d'irrigation optimale	Périodes de décision									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Déterministe	300		300	300		300	300			
Stratégie par induction	300	300		300	300	300				
Stratégie en boucle ouverte		300		300	300	300				300

CONCLUSION

L'aléa climatique, inhérent à toute pratique agricole, complique la gestion de l'eau d'irrigation en début ou en cours de campagne, surtout lorsque la quantité totale d'eau disponible est limitée. Nous utilisons ici un modèle de simulation, incorporant l'irrigation, des composants économiques et d'optimisation, afin de résoudre le problème de décision séquentielle d'allocation de l'eau d'irrigation en environnement certain ou incertain et sous contrainte d'eau limitée. Les résultats appellent deux conclusions importantes. Tout d'abord, les critères économiques de maximisation donnent des profits supérieurs à ceux, agronomiques, obtenus par maximisation du rendement. Ils réclament beaucoup moins d'eau, que ce soit en univers certain ou incertain. Ensuite, les stratégies d'irrigation sont modifiées lorsqu'on introduit le risque. Ces stratégies dépendent des anticipations de l'exploitant et de l'intégration de l'information disponible. Plus l'information est intégrée dans le processus de décision, plus l'utilité espérée est forte puisque l'on s'approche du rendement optimal certain.

Dans cet article, nous avons supposé que l'exploitant a dix décisions à prendre et apporte la même quantité pour chaque arrosage. Ces hypothèses ont permis de réduire la complexité du problème et de le résoudre en un temps raisonnable, tout en restant dans un contexte très réaliste. On peut toutefois songer à lever ces contraintes en supposant, par exemple, des quantités différentes pour chaque apport d'eau, ou en intégrant le nombre d'apports comme variable de décision non établie à l'avance. Le modèle de simulation que nous proposons permet de telles hypothèses. Toutefois, l'algorithme de résolution devra alors être modifié pour prendre en compte la complexité de la procédure d'optimisation et l'on devra s'orienter alors vers des algorithmes d'optimisation globale comme les algorithmes génétiques (Golberg, 1989 ou Aarts et Lenstra, 1997). La procédure générale proposée ici est d'ailleurs particulièrement adaptée à ce type d'outils. On peut également penser à une généralisation de ce travail incluant d'autres variables affectant les décisions d'irrigation, comme le type de sol, ou d'autres pratiques culturales comme la fertilisation, les dates de semis ou de récolte. Ici encore, seule la dimension du problème est un obstacle, et, muni d'un outil d'optimisation puissant, le modèle pourra sans peine être adapté. Du point de vue de l'analyse économique, relâcher une contrainte permet de mieux mesurer son effet et l'on pourrait ainsi mieux appréhender la fertilisation, ou encore mesurer l'impact des contraintes sur l'irrigation (le stock Q est toujours utilisé complètement) ou tout simplement gagner en réalisme et en précision.

Ce modèle peut également être utilisé pour calculer la demande en eau d'irrigation. Face à une quantité totale d'eau limitée, l'exploitant est prêt à payer une unité d'eau supplémentaire; la valeur de cette disposition à payer est alors une donnée cruciale qu'il est possible d'évaluer

(Couture, 2000). Une extension de ce travail permettra également de déterminer la valeur de l'information climatique ainsi que sa dynamique au cours de la saison d'irrigation en comparant la variation d'espérance d'utilité entre modèles incorporant différemment l'information climatique, mais ceci est une autre histoire...

ANNEXE TECHNIQUE

L'algorithme de résolution des problèmes de maximisation sous contraintes exposés dans la première partie est assez simple, dans le cas déterministe, une fois que l'on a intégré les remarques suivantes sur la complexité des problèmes :

- Nous avons une quantité totale d'eau Q à répartir entre 10 dates possibles. Si la quantité d'eau par arrosage q_t est à choisir parmi S possibilités, la complexité du problème (c'est-à-dire le nombre de calendriers d'irrigation différents possibles) est S^{10} . Nous avons choisi de limiter ici la complexité en imposant seulement deux possibilités: arroser ou ne pas arroser ($S = 2$).

- Le nombre d'irrigations effectives est limité à 5. La quantité totale Q est donc répartie sur le calendrier en 5 arrosages d'égalités $\frac{Q}{5} \text{ m}^3/\text{ha}$.

Les contraintes imposées jouent un grand rôle puisqu'elles permettent de réduire grandement la complexité des problèmes. Le cardinal de l'ensemble de recherche était au départ de S^{10} calendriers possibles et est réduit ainsi à $C_{10}^5 = 252$ calendriers satisfaisant les contraintes.

L'algorithme de résolution pour le cas déterministe ou en boucle ouverte se résume donc en une recherche séquentielle, dont voici les grandes lignes :

- Calcul de l'ensemble des calendriers d'irrigation possibles ;
- Simulation du rendement à l'aide d'EPIC-Phase sur chaque calendrier, pour le climat réel (cas déterministe) ou anticipé (cas en boucle ouverte) ;
- Calcul du profit final (cas déterministe) ou de l'utilité espérée (cas en boucle ouverte) ;
- Sélection du meilleur élément, *i.e.* le calendrier donnant le meilleur profit (cas déterministe) ou la meilleure utilité espérée (cas en boucle ouverte).

Dans le cas où l'exploitant utilise l'induction séquentielle, la démarche est la même mais l'algorithme est un peu plus complexe :

$t = 1$ Calcul de l'ensemble des calendriers d'irrigation possibles pour les 10 dates (C_{10}^5 éléments)

- Simulation du rendement final à l'aide d'EPIC-Phase sur chaque calendrier, pour le climat futur anticipé jusqu'à la date de récolte ;

- Calcul de l'utilité espérée finale ;

- Sélection du meilleur élément, *i.e.* le calendrier donnant la meilleure utilité espérée finale ;

- Assignation de la première décision (q_1) conformément au calendrier sélectionné ;

- Observation du climat réel pour la période 1, révision des anticipations et passage à la décision suivante.

$t = 2$ Calcul de l'ensemble des calendriers d'irrigation possibles ayant la première décision fixée et 9 dates restantes (C_9^4 ou C_9^5 éléments)

- Simulation du rendement final sur chaque calendrier, pour le climat futur anticipé jusqu'à la date de récolte ;

- Calcul de l'utilité espérée finale ;

- Sélection du meilleur élément ;

- Assignation de la deuxième décision q_2 conformément au calendrier sélectionné ;

- Observation du climat réel pour la période 2, révision des anticipations et passage à la décision suivante.

$t = \dots$

$t+1$ Calcul de l'ensemble des calendriers d'irrigation possibles ayant les t premières décisions fixées et $10 - t$ dates restantes⁽¹⁵⁾

- Simulation du rendement à l'aide d'EPIC-Phase sur chaque calendrier ;

- ...

- Observation du climat réel pour la période $t+1$, révision des anticipations et passage à la décision suivante jusqu'à ce que l'on ait atteint T .

Ce processus est certes un peu long, puisqu'il examine exhaustivement l'ensemble des combinaisons possibles, mais il a l'avantage d'être robuste, pratique et simple à mettre en œuvre.

En outre, le temps de calcul étant proportionnel à la complexité du problème, on peut en estimer la durée.

⁽¹⁵⁾ Suivant les cas, il y a C_{10-t}^1 ; C_{10-t}^2 ; C_{10-t}^3 ; C_{10-t}^4 ou C_{10-t}^5 éléments dans cet ensemble.

BIBLIOGRAPHIE

- AARTS (E.) et LENSTRA (J. K.), 1997 — *Local Search in Combinatorial Optimization*, John Wiley and Sons.
- BINSWANGER (H.P.), 1980 — Attitudes toward risk: experimental measurement in rural India, *American Journal of Agricultural Economics*, 62, 395-407.
- BOGGESS (W.G.) et RITCHIE (J.T.), 1988 — Economic and risk analysis of irrigation decisions in humid regions, *Journal of Production Agriculture*, 1(2), 116-122.
- BOTES (J.H.F.), BOSCH (D.J.) et OOSTHUIZEN (L.K.), 1995 — A simulation and optimization approach for evaluating irrigation information, *Agricultural Systems*, 51, 165-183.
- BRADFORD (D.F.) et KELEJIAN (H.H.), 1981 — The value of information in a storage model with open- and closed-loop controls: a numerical example, *Journal of Economic Dynamics and Control*, 3(3), 307-317.
- CABELGUENNE (M.) et DEBAEKE (P.) (eds.), 1995 — Manuel d'utilisation du modèle EWQTPR (EPIC-PHASE temps réel) version 2.13, INRA, Station d'agronomie de Toulouse.
- CHAVAS (J.-P.) et HOLT (M.T.), 1996 — Economic behavior under uncertainty: a joint analysis of risk preferences and technology, *Review of Economics and Statistics*, 78, 329-335.
- COUTURE (S.), 2000 — Aspects dynamiques et aléatoires de la demande en eau d'irrigation, Thèse de doctorat, Université de Toulouse I, 386 p.
- ENQUETE AGRESTE, 1996 — Les pratiques culturales sur grandes cultures en 1994, ministère de l'Agriculture, de la Pêche et de l'Alimentation, *Agriculture*, 85.
- EPPERSON (J.E.), HOOK (J.E.) et MUSTAFA (Y.R.), 1993 — Dynamic programming for improving irrigation scheduling strategies of maize, *Agricultural systems*, 42, 85-101.
- GOLBERG (D.E.), 1989 — *Genetic Algorithms*, Addison-Wesley publishing company.
- JAYET (P.-A.), 1992 — L'exploitation agricole et l'aversion au risque. Approximation MOTAD du modèle (E,V) et comportement de court terme dans un ensemble de production simplifié, *Méthodes et Instruments*, 1, INRA-ESR, Grignon.

- JOHNSON (S.L.), ADAMS (R.M.) et PERRY (G.M.), 1991 — The on-farm costs of reducing groundwater pollution, *American Journal of Agricultural Economics*, November, 1063-73.
- MC GUCKIN (J.T.), MAPEL (C.), LANSFORD (R.) et SAMMIS (T.), 1987 — Optimal control of irrigation scheduling using a random time frame, *American Journal of Agricultural Economics*, February, 123-33.
- MENEZES (C.), GEISS (C.) et TRESSLER (J.), 1980 — Increasing downside risk, *The American Economic Review*, vol. 70, n° 5.
- POPE (R.D.) et JUST (R.E.), 1991 — On testing the structure of risk preferences in agricultural supply system, *American Journal of Agricultural Economics*, 743-748.
- RAO (N.H.), SARMA (P.B.S.) et CHANDER (S.), 1990 — Optimal multi-crop allocation of seasonal and intraseasonal irrigation water, *Water Resources Research*, 26(4), 551-559.
- SHARPLEY (A.N.) et WILLIAMS (J.R.), 1990 — EPIC-Erosion/Productivity Impact Calculator 1, Model Documentation, United States Department of Agriculture, Agricultural Research Service, *Technical Bulletin*, 1768, 1-234.
- VICKNER (S.S.), HOAG (D.L.), FRASIER (W.M.) et ASCOUGH II (J.C.), 1998 — A dynamic economic analysis of nitrate leaching in corn production under non uniform irrigation conditions, *American Journal of Agricultural Economics*, 80, 397-408.
- WILLIAMS (J.R.), DYKE (P.T.), FUCHS (W.W.), BENSON (V.), RICE (O.W.) et TAYLOR (E.D.), 1990 — EPIC-Erosion Productivity Impact Calculator, 2, User Manual, United States Department of Agriculture, Agricultural Research Service, *Technical Bulletin*, 1768, 235-262.
- YAKOWITZ (S.), 1982 — Dynamic programming applications in water resources, *Water Resources Research*, 18(4), 673-696.
- ZAVALETA (L.R.), LACEWELL (R.D.) et TAYLOR (C.R.), 1980 — Open-loop stochastic control of grain sorghum irrigation levels and timing, *American Journal of Agricultural Economics*, November, 785-792.