CONSORZIO DEL TICINO
MILANO

Prof. Ing. Ugo Majone
Dott. Ing. Isabella Pallavicini

IMPOSTAZIONE DI UN CONTROLLORE FUZZY PER LA REGOLAZIONE OTTIMA MULTIOBIETTIVO DI UN INVASO

Dipartimento di Ingegneria Idraulica Ambientale e del Rilevamento del Politecnico di Milano
Istituto di Ricerca sulle Acque del Consiglio Nazionale delle Ricerche di Roma

Pubblicazione n. 25

XXVIII Convegno di idraulica e costruzioni idrauliche

12-15 settembre 2000
Genova

Milano, Gennaio 2004

INPOSTAZIONE DI UN CONTROLLORE FUZZY PER LA REGOLAZIONE OTTIMA MULTIOBIETTIVO DI UN INVASO

Ugo Maione[a] *e Isabella Pallavicini*[b]

[a] Dipartimento di Ingegneria Idraulica Ambientale e del Rilevamento
del Politecnico di Milano
Piazza Leonardo da Vinci, 32 – 20133 MILANO
[b] ~~Ora presso~~ l'Istituto di Ricerca sulle Acque del Consiglio Nazionale delle Ricerche
Via Reno, 1 – 00189 ROMA

Sommario

La gestione ottima multiobiettivo di un invaso richiede la formulazione di modelli matematici di controllo ottimo la cui pesantezza computazionale aumenta esponenzialmente all'aumentare della classi di stato delle variabili considerate così come le dimensioni delle politiche di controllo fuori linea da essi generate. Inoltre, a causa del loro elevato grado di astrazione, raramente essi sono recepiti ed effettivamente utilizzati dal regolatore.
Scopo della ricerca è la formulazione di un modello di gestione ottima in grado di ridurre i problemi dimensionali menzionati e che risulti più facilmente recepibile da parte del regolatore. Allo scopo si è formulato un controllore fuzzy che partendo da informazioni sul tempo, stato dell'invaso e informazione idrometeorologica, fornisce, tramite il procedimento di inferenza fuzzy delle variabili in ingresso, un controllo ottimo di erogazione.

Introduzione

Gli algoritmi di controllo ottimo per la gestione multiobiettivo di serbatoi sono affetti in generale da limiti che li rendono molto lontani dalla pratica gestionale. La distanza esistente tra teoria e pratica (*Simonovic*, 1992) fa sì che molto raramente i modelli che vengono formulati e calibrati per casi reali, vengano effettivamente usati in fase di gestione. In termini generali tali limiti possono essere ricondotti a:

- un troppo elevato grado di astrazione che li rende difficili da trasmettere all'utente finale il quale, non avendone fiducia, tende a non usarli in fase di gestione reale;
- limiti strutturali dovuti alla crescita abnorme delle dimensioni del problema all'aumentare delle variabili considerate e della discretizzazione del loro spazio di stato, la cosiddetta "maledizione della dimensionalità" (*Bellman*, 1962). Ciò conduce alla generazione di politiche di controllo difficilmente gestibili ed a un aumento della pesantezza computazionale di calcolo non sempre sostenibile.

Queste due categorie di problemi sono strettamente legate tra loro, il limite dimensionale infatti pone l'analista davanti alla scelta di un compromesso tra prestazione del sistema ed onere computazionale, spesso diminuendo il numero delle variabili di ingresso da considerare. Ciò può essere interpretato dal regolatore come una debolezza del sistema che aumenta così la sua diffidenza verso l'uso di questo tipo di strumenti.
Si vuole esplorare con questo lavoro se un approccio di tipo fuzzy al problema possa essere di aiuto nel superamento dei limiti detti, analizzandone vantaggi e limiti.
L'approccio *fuzzy*, oltre a presentare una maggiore robustezza, intesa come capacità di agire con uguali prestazioni su tutto il campo di esistenza della variabili in ingresso, permette di esprimere grandezze in termini linguistici, senza tuttavia perdita di rigore nel procedimento

risolutivo. Per queste caratteristiche si adatta particolarmente ad essere utilizzato nel campo di quei Controlli Automatici nei quali sia difficile quantificare numericamente le variabili in entrata, e nel campo dei Sistemi Esperti, quei sistemi cioè che apprendono da un comportamento di riferimento per poi riprodurlo, generalizzandolo, in ogni situazione (*Chen*, 1996; *Cox*, 1992; *Kosko*, 1993; *Bardossy e Duckstein*, 1995).

Controllore fuzzy

Il funzionamento di un controllore fuzzy, inteso in questo caso come sistema basato su regole fuzzy (*Bardossy e Duckstein*, 1995; *Rizzotto et. al*, 1996), non cambia sostanzialmente rispetto a quello di un controllore non fuzzy. Si introducono variabili di ingresso e di uscita espressi sotto forma di insiemi fuzzy anzichè numeri crisp così come vengono intesi classicamente (*Kosko*, 1993). È necessario dunque interporre opportune procedure che siano in grado di trasformare variabili crisp in fuzzy e viceversa (rispettivamente chiamate di *fuzzificazione* e di *defuzzificazione*). La schema risolutivo generico di un problema di controllo di questo tipo è rappresentato in Figura 1.

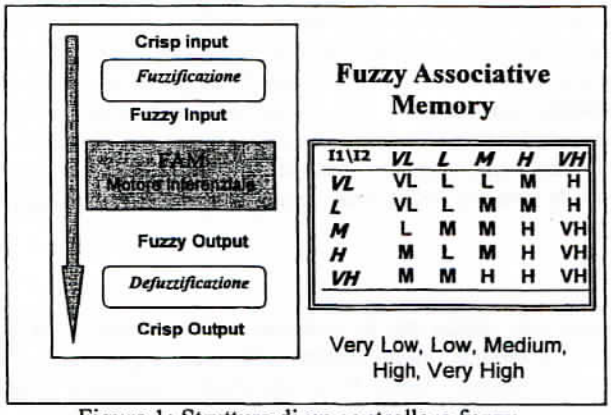

Figura 1: Struttura di un controllore fuzzy

Si parte da un input numerico di tipo crisp proveniente dall'esterno. È importante notare che se la variabile in questione lo richiede, se ne può dare direttamente una classificazione di tipo fuzzy, con i vantaggi che da ciò derivano, per quei casi in cui le variabili in gioco siano difficili da quantificare. Se invece disponiamo di un input crisp esso deve essere ricondotto ad uno fuzzy tramite la procedura di *fuzzificazione*. Gli ingressi fuzzy, tramite la Fuzzy Associative Memory (FAM), vengono trasformati in un fuzzy set di uscita. La FAM, equivalente della legge di controllo dell'approccio tradizionale, risulta in queste applicazioni necessariamente "fuori linea" e il sistema prende il nome di *fuzzy rule-based model* (*Bardossy e Duckstein*, 1995). Il processo di *defuzzificazione* trasforma infine l'output fuzzy in crisp. La FAM può venire formulata o per conoscenza diretta, o a partire da un insieme di dati di addestramento (processo di "calibrazione"). Se il problema è ricorsivo, come nel caso della gestione di un serbatoio, il controllo calcolato all'istante t viene utilizzato per il calcolo del nuovo stato del sistema all'istante $t+1$ tramite la funzione di transizione di stato.

Il caso pratico di gestione prescelto è il lago di Como le cui acque, al pari di tutti gli altri grandi laghi prealpini, sono regolate e sfruttate a fini irrigui ed idroelettrici, e per il quale si dispone di una politica di gestione ottima ottenuta tramite un procedimento di apprendimento con rinforzo Q-learning (*Castelletti* e *Corani*, 1998).

Calibrazione del sistema

Viene illustrato e discusso il procedimento seguito per la calibrazione del sistema, per ricavare cioè dall'insieme dei dati di addestramento la Fuzzy Associative Map.
La valutazione delle regole della FAM, come già evidenziato, è una procedura dove la base di conoscenza o i dati disponibili di ingresso/uscita vengono codificati in regole. Il training set è costituito da un insieme di n-ple degli ingressi fuzzy a cui corrisponde un solo valore del controllo.
Esistono più metodologie per la calibrazione della FAM da training set. In questo lavoro si esamina quella costituita dal Weighting Counting Algorithm (*Bardossy* e *Duckstein*, 1995; *Shrestha et al.*, 1996).
Sia $\Im$ il training set di calibrazione consistente in k ingressi a (antecedenti) ed una corrispondente uscita b (conseguente).

$$\Im = \{[a_1(s), a_2(s),\ldots, a_k(s), b(s)]; \quad s = 1, 2,\ldots,S\} \tag{1}$$

Gli antecedenti delle regole sono noti mentre i conseguenti devono essere determinati con tutti quei dati per i quali la regola considerata è applicabile. Una regola si dice "applicabile" quando possiede un Degree Of Fullfillment (DOF) maggiore di una soglia $\varepsilon > 0$ specificata.
I supporti dei fuzzy set degli antecedenti sono definiti a priori e denominati $\alpha^-_{i,k}$, $\alpha^+_{i,k}$. I supporti dei conseguenti devono essere calcolati dal training set. Le funzioni di appartenenza sono assunte triangolari $(\alpha^-_{i,k}, \alpha^m_{i,k}, \alpha^+_{i,k})_T$, dove con $\alpha^m_{i,k}$ si indica la media di tutti quei valori di $a_k(s)$ che soddisfano almeno parzialmente la i-esima regola:

$$\alpha^m_{i,k} = \frac{1}{N}\sum_{s\in R_i} a_k(s) \tag{2}$$

dove :

- N_i = numero di elementi di R_i;
- R_i = insieme di vettori di antecedenti che soddisfano almeno in parte la i-esima regola. R_i forma un sottoinsieme del training set $\Im$:

$$R_i = \{[a_1(s), a_2(s),\ldots, a_k(s), b(s)]; a_k(s) \in (\alpha^-_{i,k}, \alpha^+_{i,k}) \quad \text{per } k = 1,\ldots K\} \tag{3}$$

Si assume che anche il conseguente sia un fuzzy set con funzioni di appartenenza triangolari $(\beta^-_{i,k}, \beta^m_{i,k}, \beta^+_{i,k})_T$ dove:
$\beta^-_{i,k}$ = minima uscita crisp per la quale si abbia un DOF > ε corrispondente a R_i:

$$\beta_i^- = \min_{\nu_i(s)>\varepsilon} b(s) \tag{4}$$

$\beta^m_{i,k}$ = uscita crisp media pesata secondo i DOF delle i-esime regole:

$$\beta_i^m = \frac{\sum_{\nu_i(s)>\varepsilon} \nu_i(s) b(s)}{\sum_{\nu_i(s)>\varepsilon} \nu_i(s)} \tag{5}$$

$\beta^+_{i,k}$ = massima uscita crisp per la quale si abbia un DOF > ε corrispondente a R_i:

$$\beta_i^+ = \max_{v_i(s)>\varepsilon} b(s) \tag{6}$$

Il valore di ε deve essere scelto in modo da far ricadere un numero sufficiente di elementi del training set per ogni legge. Più si sceglie ε alto, più la regola diventa restrittiva e dunque meno elementi del training set vengono usati per definire la forma del conseguente.
La scelta della forma degli antecedenti gioca un ruolo importantissimo nella definizione delle leggi della FAM. È essenziale una buona conoscenza del sistema per poter ottenere leggi che possano riprodurre in maniera soddisfacente il comportamento di riferimento.

Impostazione dei fuzzy set delle variabili di input

Una corretta impostazione dei fuzzy set di input è determinante per ottenere buone prestazioni del controllore. A tale scopo si deve analizzare attentamente la struttura dell'insieme di addestramento. In generale il controllo varia in maniera non omogenea al variare della classe di stato dell'input considerato. Ciò implica che si debba infittire la discretizzazione dei fuzzy sets in corrispondenza di variazioni notevoli del controllo e si possa diradare la discretizzazione fuzzy in corrispondenza di piccole variazioni del controllo. Con ciò si raggiunge un doppio vantaggio: da una parte il miglioramento delle prestazioni del sistema che risulta più sensibile in corrispondenza delle zone di infittimento dei fuzzy sets, dall'altra la diminuzione complessiva delle classi di stato del sistema e quindi delle dimensioni della politica di controllo fuzzy (FAM).
In Figura 2 è riportato l'andamento del controllo in funzione di una delle variabili si stato (volume di invaso).

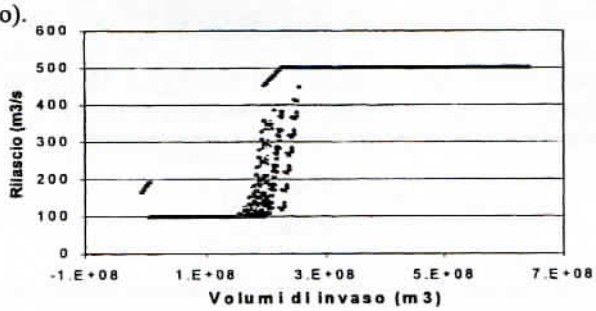

Figura 2- Andamento del controllo con il volume di invaso per i primi 20 gg.

Per un funzionamento ottimale del controllore fuzzy si deve, come sempre, trovare un giusto compromesso tra numero di classi di discretizzazione fuzzy e prestazioni del sistema. Con questo procedimento si è arrivati ad impostare il controllore fuzzy con un numero molto ridotto di classi di stato delle variabili in ingresso (*Pallavicini*, 1999).
La calibrazione del controllore ha infatti portato all'impostazione di 14 fuzzy set (periodi) per la variabile tempo, che in molti casi coincidono con i periodi in cui la richiesta rimane costante. Essi costituiscono dunque entità temporali ben definite e significative nella gestione reale. Per i fuzzy set, variabili per suddivisione e numero con i periodi di tempo, si è arrivati a distinguere quattro zone del serbatoio, ognuna con la sua discretizzazione fuzzy, che corrispondono ad altrettanti comportamenti del regolatore:

- Emergenza: il regolatore deve diminuire il rilascio al di sotto della richiesta "dosandolo" opportunamente per garantire il minor deficit di portata possibile,
- Ordinaria: il regolatore rilascia la portata richiesta dalle utenze perché dispone di una

riserva idrica sufficiente,

- Straordinaria: in previsione di piene entranti il regolatore rilascia a valle una portata maggiore di quella richiesta,
- Deflusso libero: il regolatore è tenuto (come sancito dal disciplinare di regolazione) ad abbattere completamente le paratoie e far defluire liberamente la piena.

Per ognuna di queste zone si ha una partizione in fuzzy sets variabile con i periodi dell'anno e che risulta comunque molto parsimoniosa (minimo 5, massimo 10 fuzzy set).
L'impostazione dei fuzzy set per l'informazione idrometeorologica non ha purtroppo costituito un campo dove poter spaziare molto, a causa della particolare struttura con la quale erano stati classificati i dati dell'insieme di addestramento. Al contrario esso costituisce un ambito dove l'approccio fuzzy potrebbe risultare molto fruttifero, per la capacità di poter considerare variabili imprecise per le quali sia più facile dare una classificazione di tipo linguistico piuttosto che quantitativo (come ad esempio la previsione meteorologica, lo spessore nivale sul bacino imbrifero, lo stato di umidità del suolo, etc.).
L'informazione idrometeorologica è stata impostata in 3 fuzzy set triangolari, legati alla classificazione crisp variabile con il tempo data per il controllore di riferimento. La scelta della forma e della posizione dei fuzzy set è stata eseguita con un'analisi di sensitività della prestazione sull'orizzonte temporale di taratura.
Per la scelta della soglia di attivazione ε delle regole fuzzy si è effettuata una analisi di sensitività della soluzione nei confronti di questo parametro. Il valore prescelto, che trova ampio riscontro in letteratura (*Cox*, 1999), è $\varepsilon = 0{,}1$.
La scelta dei metodi inferenziali costituisce un altro punto delicato nella costruzione del sistema fuzzy. L'unico parametro al quale il sistema si è dimostrato sensibile è la medodologia di defuzzificazione, che ha portato alla scelta del metodo della media dei massimi (Mean Of Maxima) anziché quello del baricentro (Center Of Gravity).
Si è infine imposto un filtro sul controllo fuzzy che lo riconduce al valore discreto più vicino, per eccesso o per difetto, alle classi di rilascio di 3 m^3/s. L'erogazione di portata è di fatto un'operazione discreta e mai continua, o per funzionamento meccanico delle paratoie o per prassi operativa.
Infine anche per il controllo fuzzy si impone che al di fuori della fascia di regolazione il controllo assuma i valori determinati dalle funzioni di minimo e massimo rilascio.

Simulazione

La simulazione è stata effettuata su due orizzonti di tempo continui: il primo (15 anni) dal 1965 al 1979 compresi, il secondo (13 anni) relativo al periodo 1983-1995 compresi. Su questi due periodi viene eseguita la simulazione del controllo fuzzy per poterne confrontare le prestazioni rispetto a quello di riferimento.
Il primo orizzonte temporale è stato utilizzato:

- per la calibrazione dei fuzzy set di input,
- per l'analisi di sensitività sulla scelta del valore delle soglia ε,
- per la scelta dei metodi inferenziali di simulazione.

Sulla base di questi risultati si è effettuato un primo confronto con il controllore di riferimento rispetto agli indicatori rispetto ai quali era stata valutata la prestazione di quest'ultimo:

- deficit medio annuo (Mm^3),
- numero medio annuo di giorni di piena ($h \geq 1.24\ m$ sull'idrometro del Fortilizio).

Quest'ultimo rappresenta un obiettivo non secondario per il lago di Como a causa della subsidenza della piazza Cavour a Como che ha subito un abbassamento superiore ai 50 cm

negli ultimi 50 anni, rendendo la fascia alta di regolazione, comunque abbassata rispetto all'originale, una zona in cui la gestione risulta molto delicata. Il sistema così calibrato è stato ulteriormente testato sul secondo orizzonte temporale di validazione confrontandone le prestazioni sulla base degli stessi indici.

Risultati

I risultati ottenuti nelle simulazioni delle due politiche (Politica di Riferimento e Politica Fuzzy), sugli stessi orizzonti temporali e con gli stessi scenari, vengono confrontati sulla base dei due indicatori menzionati.

	Orizzonte Taratura		Orizzonte Validazione	
	PR	PF	PR	PF
Deficit irriguo [Mm^3]	63.14	70.84	119.82	123.66
gg piena	8.13	9.40	12.23	10.46
FAM [n.regole]	116376	244	116376	244

Tabella 1: Prestazioni del controllo fuzzy

Sull'orizzonte di taratura si ottengono prestazioni molto vicine a quelle di riferimento su entrambe gli obiettivi. Il dato saliente è comunque l'abbattimento delle dimensioni della politica che viene ridotta di un fattore 500, con tutti i vantaggi che da ciò derivano: agilità della simulazione, possibilità di inserire un numero maggiore di variabili di input prima di cominciare a risentire della famosa "maledizione".

Di seguito vengono riportati per ogni anno le dinamiche di livelli di invaso e delle portate per i due controlli in esame.

Dall'esame dei grafici si possono formulare le seguenti considerazioni:

- in corrispondenza della fascia di regolazione di EMERGENZA il comportamento del controllore fuzzy è ottimo (ad es. primi 70 gg del 1973).
- in corrispondenza delle fascia di regolazione ORDINARIA le prestazione del controllore fuzzy sono ottime come si vede chiaramente per il 1973, si ha la coincidenza delle dinamiche dei livelli e del controllo per lunghi periodi (gg 70-155).

Solo in corrispondenza della richiesta zero la risposta non è altrettanto buona con erogazione fuzzy non necessaria che provoca un seppur modesto spreco di acqua con abbassamento non desiderato dei livelli nei periodi successivi. I motivi di questo comportamento sono da ricercare nella forma della politica di controllo per quel periodo di tempo che risulta particolarmente variabile. Come al solito si è dovuto fare una scelta tra prestazioni del sistema e snellezza di impostazione.

- in corrispondenza della fascia di regolazione STRAORDINARIA il comportamento è molto più difficile da valutare, perché non si ottengono mai comportamenti perfettamente coincidenti ma solo mediamente confrontabili (1994). Il controllo fuzzy infatti per definizione esegue una operazione di media con valori del controllo che variano in modo discreto e senza picchi istantanei. Indicativo è il controllo fuzzy di due piccole piene impulsive che si sono verificate tra il giorno 270 e 300 dell'anno 1973 . Il controllo fuzzy è piatto senza picchi di rilascio, ma l'effetto medio sulla piena è lo stesso.
- in corrispondenza della fascia di PIENA si deve osservare un generico ritardo, seppur minimo, del controllo fuzzy rispetto a quello di riferimento, dovuto sempre alla caratteristica

mediazione del controllo. Questo implica picchi di livello un po' più alti e la permanenza di livelli al di sopra del massimo invaso un po' più lunga, seppure di pochissimo. Se si sale al livello di 1.50 m tale differenza si annulla completamente.
Il confronto sull'orizzonte temporale di validazione porta a risultati ancora migliori. Ciò è dovuto alla scarsità degli afflussi del periodo considerato che, spostando la regolazione verso livelli più bassi, sposta la regolazione in una zona di migliori prestazioni del controllo fuzzy. In questo caso anche l'obiettivo delle piene è centrato, addirittura migliorando le prestazioni del controllore di riferimento.

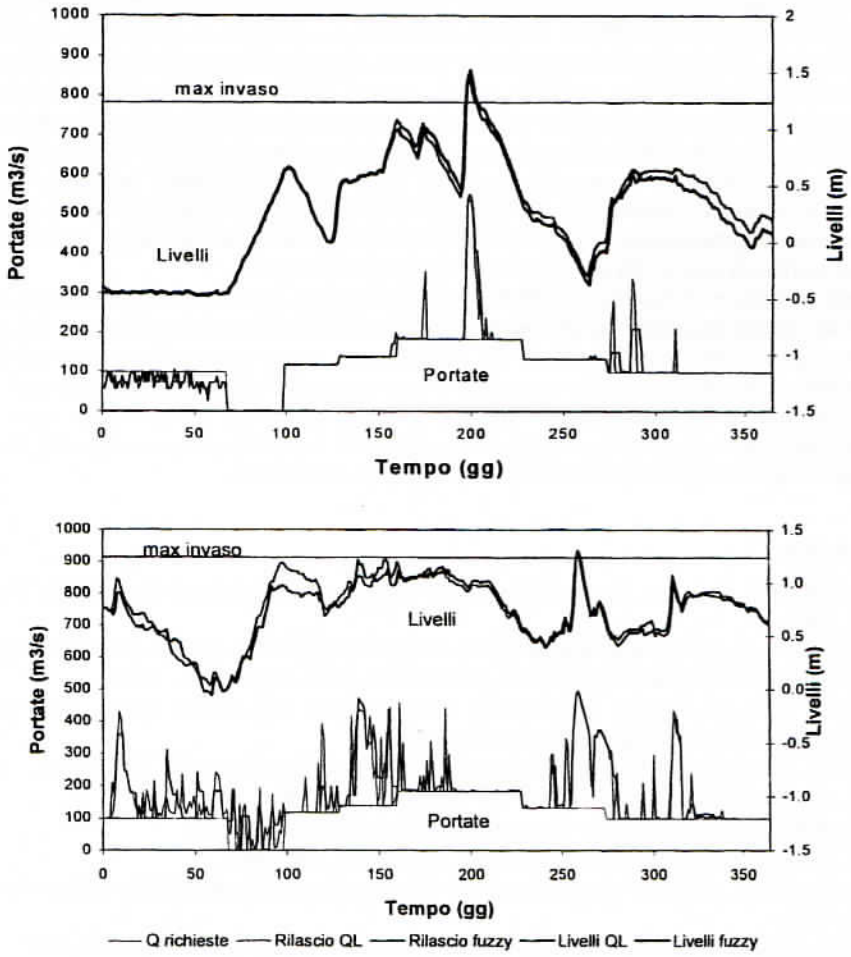

Figura 3: Dinamiche di livelli e portate per gli anni 1973 e 1994.

Conclusioni

Il lavoro espone il tentativo di impostare un sistema di controllo ottimo multiobiettivo di un serbatoio in logica fuzzy.
Il procedimento di costruzione di un sistema fuzzy di controllo si compone di due fasi:
1. una prima fase di calibrazione dove si procede alla costruzione dei fuzzy set di input del

sistema, alla scelta della soglia di attivazione delle regole fuzzy, e alla costruzione, tramite un apposito algoritmo, della *Fuzzy Associative Memory* (FAM);

2. una seconda fase di simulazione in cui si esegue il controllo fuzzy su opportuni orizzonti temporali per valutarne le prestazioni.

Le fasi più delicate del processo di costruzione del controllore fuzzy sono:

- durante la fase di calibrazione del sistema l'impostazione del numero e della forma dei fuzzy sets di input. I fuzzy sets devono essere costruiti *ad hoc* analizzando la struttura delle legge di controllo. Per problemi di questo tipo, nei quali le leggi di controllo possono essere molto complesse, è sicuramente necessario impostare fuzzy sets non uniformi nello spazio di stato della variabile considerata. Inoltre non si deve escludere la possibilità di impostare classificazioni fuzzy per una data variabile (ad es. *invaso*) che varino per ogni insieme fuzzy di classificazione di un'altra variabile (ad es. *tempo*). Nella definizione della forma migliore dei fuzzy sets di input, l'analisi di sensitività può costituire uno strumento molto potente. Non si può comunque prescindere in questa fase da una buona conoscenza del sistema fisico;
- in fase di simulazione una buona scelta dei metodi inferenziali, in particolare per il processo di defuzzificazione. Per superare questo problema è necessaria un'ottima conoscenza del processo di generazione della FAM e della forma dei fuzzy sets di output. Anche in questo caso un'analisi di sensitività può costituire un valido strumento.

A fronte di queste difficoltà in fase di formulazione del problema che, ripetiamo, possono essere facilmente superate con una buona conoscenza della fisica del problema e del processo di generazione della FAM, i vantaggi che si ottengono con un sistema fuzzy sono notevoli:

- impostazione più vicina alla percezione di un operatore delle variabili di ingresso,
- possibilità di includere nelle variabili di input grandezze difficilmente quantificabili perché imprecise e possibilità per esse di un approccio di classificazione di tipo linguistico,
- riduzione drastica delle dimensioni della politica di controllo.

Bibliografia

Bellman R., e S. Dreyfus, *Applied Dynamic Programming*, Princeton Univ. Press, Princeton, N.J, 1962.

Bardossy A. e L. Duckstein, *Fuzzy Rule-based Modeling with Applications to Geophysical, Biological and Engineering Systems*, CRC Press, Boca Raton, Flo., 1995.

Castelletti A. e G. Corani, *Q-Learning nella gestione dei sistemi idrici*, Tesi di laurea, Politecnico di Milano Dip. di Elettronica, 1998.

Chen C.H., *Fuzzy Logic and Neural Network Handbook*, Mc Graw Hill, NY, 1996.

Cox E., *The fuzzy Systems Handbook*, AP Professional, 1999.

Cox. E., Integrating fuzzy logic into neural nets, *A.I.Expert*, giu 1992.

Cox E., Solving problems with fuzzy logic, *A.I.Expert*, mar 1992.

Kosko B., *Fuzzy thinking, the new science of fuzzy logic*, Prentice Hall, Englewood Cliffs, N.J, 1993.

Kosko B., *Neural Networks and fuzzy systems*, Prentice Hall, Englewood Cliffs, N.J.

Pallavicini I., *Gestione ottima di invasi e studio dell'effetto della regolazione sull'andamento dei livelli di piena*, Tesi di dottorato, Politecnico di Milano, DIIAR, 1999.

Rizzotto G., M. Lavorgna M. e M. Lo Presti, *Metodologie per la sintesi e l'analisi di controllore fuzzy*, Cavallotto ed., 1996.

Shrestha B.P., L. Duckstein e Z. Stakhiv, Fuzzy Rule-Based Modeling of Reservoir Operation, *ASCE J. of Water Resources Planning and Management* , giu-ago 1996.

Simonovic S.P., Reservoir Systems Analysis: Closing the Gap Between Theory and Practise, *ASCE J. of Water Resources Planning and Management* , 118, mag-giu 1992.

PUBBLICAZIONI DEL CONSORZIO DEL TICINO

1	1940	Prof. Ing. Giulio De Marchi	Sistemazione dello sbocco del Lago Maggiore
2	1943	Prof. Ing. Giulio De Marchi	Determinazione delle portate che la regolazione dei deflussi dal Lago Maggiore renderà disponibili per le utilizzazioni
3	1950	Prof. Ing. Giulio De Marchi	Determinazione dei benefici ritraibili dall'elevamento del limite superiore della trattenuta attiva dall'altezza di + 1,00 m a quella di + 1,50 m sopra lo zero dell'idrometro di Sesto Calende
4	1950	Prof. Ing. Giulio De Marchi	Ripercussioni della regolazione del lago Maggiore sulle piene del lago e su quelle del Ticino a Sesto Calende
5	1950	Prof. Ing. Giulio De Marchi	Variazioni provocate dalla regolazione dei deflussi nelle tenute dei livelli del lago Maggiore
6	1955	Prof. Ing. Giulio De Marchi	Determinazione delle portate che la regolazione del lago Maggiore renderà disponibili per le utilizzazioni. (seconda parte, anni 1945-1954)
7	1961	Consorzio del Ticino	Portate regolate giornaliere derivabili nei periodi irrigui dal 1916 al 1959 calcolate con le modalità del normale esercizio
8	1963	Prof. Ing. Mario Marchetti	Sistemazione dell'alveo del fiume Ticino al Dosso dei Murazzi
9	1964	Prof. Ing. Luigi Gherardelli	Influenza dei serbatoi montani alpini sulla regolazione del lago Maggiore
10	1964	Consorzio del Ticino	Portate autunno-inverno derivabili dal fiume Ticino calcolate con le modalità del normale esercizio dal 1916 al 1964
11	1965	Prof. Ing. Mario Marchetti Dr. Ing. Ugo Raffa	Le portate dell'incile del lago Maggiore in regime libero prima e dopo la sistemazione del suo alveo
12	1965	Prof. Ing. Mario Marchetti Dr. Ing. Ugo Raffa	Le risorgenze nell'alveo del fiume Ticino dalla diga della Miorina al ponte di Turbigo
13	1968	Consorzio del Ticino	La regolazione del lago Maggiore nel primo venticinquennio di esercizio (1943-1967)
14	1973	Prof. Ing. Duilio Citrini	Le piene del lago Maggiore e del Ticino emissario nel primo trentennio di regolazione
15	1981	Prof. Ing. Duilio Citrini Prof. Ing. Giuseppe Cozzo	Influenza dei serbatoi alpini sulla regolazione del lago Maggiore
16	1982	Prof. Ing. Duilio Citrini Prof. Ing. Giuseppe Cozzo	Influenze delle modalità di regolazione del lago Maggiore nei riguardi delle portate erogabili e dei livelli di piena
17	1986	Prof. Ing. Piero Maria Pellò Dr. Ing. Giulio Roncoroni	Informazioni relative all'evento di piena del lago Maggiore dell'aprile-maggio 1986 con analisi degli effetti, nella circostanza, di ipotetici interventi tendenti a ridurre le esondazioni
18	1993	Prof. Ing. Domenico Zampaglione	Cinquanta anni di regolazione
19	1995	Prof. Ing. Ugo Maione Prof. Ing. Paolo Mignosa	Il funzionamento idraulico dell'incile del lago Maggiore: Modello matematico dal Lago allo sbarramento di Porto della Torre e ricostruzione delle piene dell'autunno 1991 e 1993
20	1997	Prof. Ing. Ugo Maione Prof. Ing. Paolo Mignosa	Conseguenze di una modifica dell'incile del Lago Maggiore sugli alti livelli lacuali e sulle portate di piena del Ticino emissario
21	1999	Ugo Maione, Doriana Bellani Michele Buffo, Silvano Ravera, Cecilia Mosca, Nicola Quaranta, Fabrizio Merati	Ricerca sul DMV "Deflusso Minimo Vitale" del fiume Ticino dalla diga della Miorina alla confluenza con il Po.
22	2000	Michele Cattaneo, Ugo Maione, Paolo Mignosa, Massimo Tomirotti	L'evento di piena dell'ottobre 2000 sul Bacino del Ticino
23	2004	Prof. Ing. Ugo Majone Prof. Ing. Paolo Mignosa	Effetti sulle piene del Verbano e del Ticino provocati da un aumento della capacità di deflusso all'incile
24	2004	Prof. Ing. Paolo Mignosa	Il controllo delle piene del lago e del ticino
25	2004	Prof. Ing. Ugo Majone Dott. Ing. Isabella Pallavicini	Impostazione di un controllore fuzzy per la regolazione ottima multiobiettivo di un invaso