

IMPIEGO DI MODELLI SEMPLIFICATI NELLE ANALISI DI TRANSITORI OPERAZIONALI ED INCIDENTALI DI IMPIANTI A RISCHIO: STIMA DEI PARAMETRI EFFICACI MEDIANTE ALGORITMI GENETICI

Marzio Marseguerra, Enrico Zio e Raffaele Canetta
Dipartimento di Ingegneria Nucleare, Politecnico di Milano
Via Ponzio 34/3, 20133 Milano, Italy

marzio.marseguerra@polimi.it

Sommario

Nelle analisi di sicurezza risulta spesso necessario ricorrere a modelli “ridotti” o “semplificati”, contenenti parametri efficaci, che consentono di descrivere con poche equazioni e sufficiente approssimazione, l’andamento delle grandezze di interesse.

Nel presente lavoro si propone un approccio ad algoritmi genetici multi-obiettivo per la determinazione dei valori dei parametri efficaci di un modello ridotto. La metodologia proposta viene applicata ad un caso studio riguardante la simulazione della dinamica di un reattore nucleare.

1. Introduzione

Numerose attività di progetto, valutazione e verifica della sicurezza di impianti a rischio richiedono la simulazione della risposta dinamica dell’impianto per diverse condizioni operative e dell’evoluzione fisica degli incidenti per i diversi scenari previsti. Tali simulazioni vanno tipicamente ripetute numerose volte perché incluse nell’ambito di una analisi probabilistica del rischio e/o per eseguire opportune analisi delle incertezze. La necessità di ripetere i calcoli più volte comporta l’impossibilità di utilizzare codici meccanicistici dettagliati, dati gli elevati tempi di calcolo necessari per la simulazione. Pertanto, risulta necessario ricorrere a modelli “ridotti” o “semplificati”, basati su parametri efficaci, che consentono di descrivere con poche equazioni e sufficiente approssimazione, l’andamento delle grandezze di interesse. In pratica, un modello ridotto si basa su una semplicità strutturale che consente una chiara rappresentazione dei principali fenomeni fisici coinvolti e fonda le sue proprietà di accuratezza sulla possibilità di calibrare opportunamente i valori dei suoi parametri efficaci.

Nel presente lavoro si affronta il problema della determinazione dei valori dei parametri efficaci di un modello ridotto per la simulazione, in tempi brevi, della dinamica di un reattore nucleare. Il modello ridotto scelto per la simulazione rapida, approssimata del comportamento del reattore è quello proposto in [Park e Cho, 1993; Accorsi et al., 1999; Carlos et al., 2003]. Tale modello si basa sull’approssimazione cinetica puntiforme, con sei gruppi di precursori, per descrivere il bilancio neutronico nel core e su relazioni di bilancio termico per rappresentare gli scambi energetici. Le grandezze fisiche di interesse sono la potenza totale di fissione, la temperatura media del combustibile e la temperatura media del fluido refrigerante nel core. La loro evoluzione, descritta dal modello ridotto, è governata principalmente da quattro parametri efficaci [Carlos et al., 2003]. L’obiettivo del lavoro è quello di determinare gli opportuni valori di tali parametri in modo che il modello possa riprodurre, con buona approssimazione, l’evoluzione reale delle grandezze di interesse. In mancanza di dati sperimentali d’impianto, l’evoluzione “reale” del reattore viene simulata mediante il codice di calcolo QUAndry based Reactor Kinetics (Quark), rilasciato dalla Nuclear Energy Agency (NEA) di Parigi, per la progettazione neutronica e termoidraulica di un reattore ad acqua leggera.

Il problema della determinazione dei valori dei parametri efficaci può essere formulato in termini di massimizzazione di una funzione obiettivo definita come l’inverso dell’errore quadratico medio commesso dal modello ridotto nel riprodurre l’evoluzione temporale delle grandezze fornite da Quark. Per affrontare il problema della ricerca del massimo di una funzione, esistono diverse tecniche, quali ad esempio il metodo del gradiente o l’algoritmo di ricerca multi-direzionale [Carlos et al., 2003]. Nel nostro lavoro tale problema di ottimizzazione viene affrontato mediante gli Algoritmi Genetici (GA) [Holland, 1975; Goldberg, 1989], uno strumento di ricerca numerico basato su procedure che si ispirano ai principi di selezione naturale e genetici. Grazie alla loro flessibilità, facilità d’applicazione, requisiti minimali e punto di vista globale, i GA sono stati usati con successo in un’ampia varietà di problemi in diverse aree dell’ingegneria.

In particolare, vengono esaminate le procedure seguite dai GA per la ricerca dei parametri efficaci del modello ridotto sia a singolo obiettivo, al fine di calibrare il modello in modo da riprodurre in maniera ottimale l’evoluzione di una sola funzione alla volta, sia in modalità multi-obiettivo al fine di ottenere tutto lo spettro di soluzioni in grado di riprodurre al meglio l’evoluzione in transitorio delle funzioni di interesse. In quest’ultimo caso, il problema decisionale di selezionare una soluzione, fra quelle ottimali di Pareto, può essere risolto mediante la scelta arbitraria, spesso dettata dal problema, di favorire un obiettivo rispetto agli altri oppure con soluzioni di compromesso quali quelle individuate con il metodo “min-max” del “miglior compromesso” [Belegundu and Chandrupatla, 1999]. Le diverse procedure vengono analizzate relativamente ad un transitorio di riferimento presentato in [Carlos et al., 2003] e verificate rispetto ad un transitorio più lungo e complesso, generato mediante il codice Quark.

Nella Sezione successiva viene presentato il particolare reattore scelto come caso studio, unitamente ad alcune informazioni sul codice utilizzato per la sua simulazione, Quark. Nella Sezione 3 viene introdotto il modello ridotto a parametri efficaci utilizzato nel presente lavoro. Tale modello è stato precedentemente utilizzato in letteratura da [Park e Cho, 1993; Accorsi et al., 1999; Carlos et al., 2003]. La Sezione 4 illustra brevemente la tecnica di ricerca degli algoritmi genetici. La Sezione 5 contiene la discussione dei risultati dell'applicazione degli algoritmi genetici, sia nella versione in singolo obiettivo che in quella multi-obiettivo, al problema di trovare i valori dei parametri efficaci del modello ridotto che danno il miglior fit rispetto a un transitorio di letteratura [Carlos et al., 2003]. Nelle Conclusioni viene presentata un'interpretazione critica del lavoro realizzato.

2. Descrizione del reattore e del codice di simulazione

L'impianto considerato è un reattore PWR. Il nocciolo del reattore è composto da 77 elementi di combustibile di sezione quadrata di lato 20 cm, parte dei quali sono combustibile fresco, altri provengono da un ciclo precedente. L'altezza della parte attiva del nocciolo è pari a 4 m. In Figura 2.1 sono riportate le sezioni assiale e radiale del nocciolo del reattore all'inizio del funzionamento [Smith, 1979]. Il riflettore, composto da 20 cm di acqua, è disposto attorno al nocciolo per garantire una schermatura sia in direzione assiale che radiale. Nel reattore sono presenti 9 barre di controllo costituite da una lega di Ag-In-Cd, inserite assialmente attraverso il riflettore superiore. I parametri di funzionamento del reattore sono riportati in [Marseguerra et al., 2004]. La condizione iniziale è stazionaria con le barre di controllo inserite come mostrato in Figura 2.1. I transitori di potenza causati dal movimento delle barre di controllo, che costituiscono l'unico parametro di controllo del reattore, sono simulati con il codice di progetto Quark (QUAndry based Reactor Kinetics), rilasciato dalla Nuclear Energy Agency (NEA) di Parigi, che calcola in geometria tridimensionale il comportamento dinamico, sia neutronico che termoidraulico, di un nocciolo di un reattore ad acqua leggera (Light Water Reactor, LWR), a partire da uno stato stazionario critico [Salina et al., 1994]. L'equazione di diffusione neutronica a due gruppi è risolta con il metodo nodale analitico [Henry, 1982]. Per questo reattore gli effetti di contoreazioni termiche (temperatura del combustibile) e termoidrauliche (temperatura e densità del refrigerante), del Boro diluito e dello Xenon sui parametri nucleari (sezioni d'urto, fattori di discontinuità, velocità neutroniche e frazioni di neutroni ritardati) sono approssimati mediante coefficienti (al più quadratici) di densità e temperatura o mediante interpolazione multilineare di valori di riferimento.

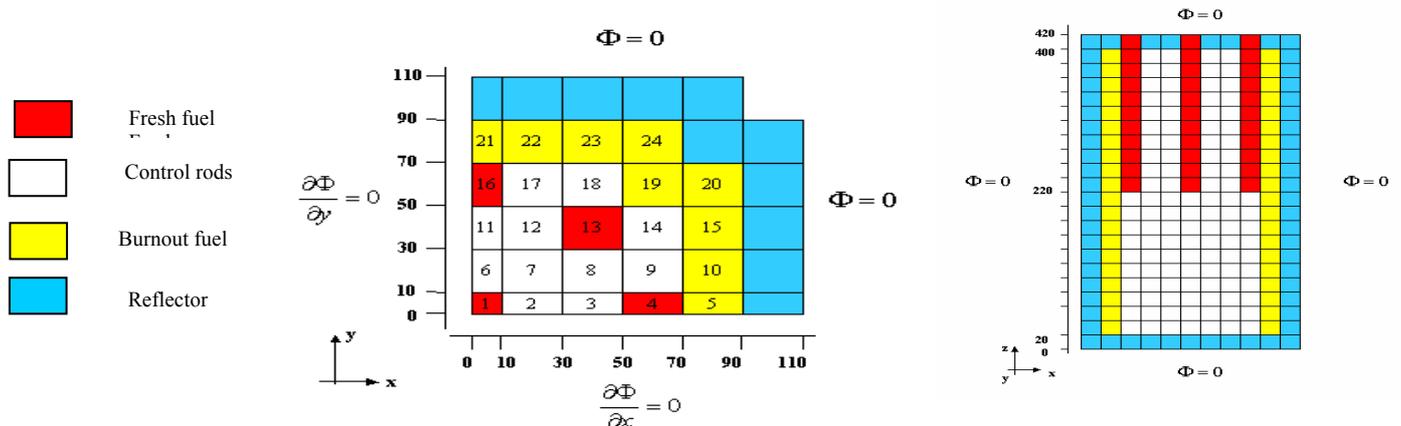


Figura 2.1: Sezioni orizzontale e verticale di un quadrante di reattore, con le condizioni al contorno del flusso neutronico (Φ).

3. Il modello ridotto

L'utilizzo di modelli ridotti nello studio del comportamento degli impianti nucleari è largamente diffuso grazie alla peculiarità di tali modelli di prestarsi ad un'agevole interpretazione fisica, e alla loro rapidità di risposta [Su and Cotta, 2001]. Tale rapidità permette la realizzazione di analisi di sensitività per l'identificazione dei parametri più importanti nei fenomeni studiati, di analisi probabilistiche di incertezza, e dell'implementazione di strategie di controllo on-line in tempo reale [Marseguerra and Zio, 2001].

Chiaramente, sebbene i modelli ridotti siano di grande utilità per lo studio di alcuni transitori operazionali, transitori complicati e critici per la sicurezza necessitano di codici di simulazione più dettagliati per la descrizione dei fenomeni coinvolti [Carlos et al., 2003].

Applicazioni di questo tipo di modelli si trovano in letteratura nell'ambito della formulazione di schemi di controllo per reattori di potenza [Park e Cho, 1992, 1993; Accorsi et al., 1999], in tecniche di monitoraggio del coefficiente di temperatura del fluido refrigerante [Thomas et al., 1991], e, recentemente, anche per predizioni di reattività [Marseguerra e Zio, 2001] e per la riduzione dell'incertezza associata all'assegnazione dei valori dei parametri nei codici di simulazione termoidraulici [Carlos et al., 2003; Aldemir et al., 2003].

In questo lavoro di tesi, consideriamo un modello termoidraulico per un reattore pressurizzato ad acqua leggera (PWR). I modelli ridotti per reattori di tipo PWR sono basati principalmente sull'approssimazione cinetica puntiforme per descrivere il bilancio neutronico nel nocciolo, e su modelli di equilibrio termico per descrivere gli scambi di energia.

Questi modelli hanno un determinato numero di parametri efficaci i cui valori dipendono dalla geometria dell'impianto e dalle condizioni operative; di conseguenza è necessario stimare tali parametri ogni qualvolta si prendano in considerazione reattori e situazioni differenti. Le equazioni del modello ridotto sono riportate in [Accorsi et al, 1999]. Considerando i risultati precedenti di [Carlos et al., 2003], i parametri più importanti da calibrare sono α_f , α_{av} , A_1 e A_3 . Nel presente lavoro, il problema della calibrazione di questi parametri viene affrontato mediante gli algoritmi genetici, con l'obiettivo di ottenere un fit ottimale fra i profili di evoluzione temporale delle grandezze di interesse del reattore "reale" (qui simulato dal codice Quark) e quelli forniti dal modello ridotto.

4. Algoritmi Genetici

Gli algoritmi genetici (GA) appartengono alla famiglia di algoritmi di ricerca o di ottimizzazione ispirati alle leggi della genetica e per questo chiamati *algoritmi evolutivi* [Fonseca e Fleming, 1995]. Le principali caratteristiche di tali algoritmi risiedono nel fatto che la ricerca è condotta *i)* utilizzando una popolazione di alternative di soluzione, *ii)* utilizzando operazioni ispirate all'evoluzione delle specie, come la mutazione genetica e l'accoppiamento, *iii)* basandosi su operazioni probabilistiche, *iv)* utilizzando solo informazioni riguardanti la funzione obiettivo e non le sue derivate. Oltre agli algoritmi genetici, altri tipici paradigmi appartenenti alla classe degli algoritmi evolutivi sono le *strategie evolutive* (ES), la *programmazione evolutiva* (EP) e la *programmazione genetica* (GP). La tecnica utilizzata in questo lavoro è quella degli algoritmi genetici.

5. Stima dei parametri efficaci di un modello di reattore mediante algoritmi genetici

5.1 Descrizione del problema

L'obiettivo è quello di trovare i valori dei quattro parametri efficaci, α_f , α_{av} , A_1 e A_3 del modello ridotto, descritto nella Sezione 3, tali da consentire al modello di riprodurre con buona accuratezza il comportamento in transitorio del reattore descritto nella Sezione 2. Come già detto, i transienti pseudo-sperimentali di riferimento vengono ottenuti mediante il codice di calcolo Quark. In particolare, l'attenzione è focalizzata sull'andamento temporale della potenza totale di fissione, della temperatura media del combustibile e della temperatura media del fluido refrigerante nel nocciolo. Per questo problema di ricerca dei valori dei parametri che danno l'ottimo fit tra le due curve faremo ricorso alla tecnica degli algoritmi genetici, sia nella loro versione a singolo obiettivo (paragrafo 5.2) che ad obiettivi multipli (paragrafo 5.3).

Consideriamo il transitorio di inserzione di reattività già utilizzato in [Carlos et al., 2003] e mostrato in Figura 5.1 (sinistra). Tale transitorio può essere simulato in Quark mediante l'estrazione di un gruppo di 4 barre di controllo di 20 cm in 4 secondi; il transitorio dura complessivamente 20 secondi e la perturbazione inizia dopo 2 secondi dall'istante preso a riferimento come $t = 0$ s. Nella nostra modellazione del caso studio illustrata nella Sezione 2, le barre di controllo estratte sono quelle in posizione 4 e 16, e simmetriche, della Figura 2.1. La Figura 5.1 (centro) mostra la risposta del sistema nucleare all'inserzione di reattività considerata (linea continua): la potenza resta ovviamente costante al valore nominale di 738.637 MW per i primi due secondi che precedono l'inserzione di reattività, poi sale rapidamente di circa 35 MW in 4.1 s, raggiungendo il picco di 774.46 MW a 6.1 secondi, e successivamente scende assestandosi sul nuovo valore di regime pari a 759.75 MW, coerente con la nuova posizione delle barre di controllo.

5.2 Ottimizzazione singolo obiettivo

Utilizziamo gli algoritmi genetici, in modalità singolo obiettivo, per trovare i valori dei parametri efficaci che minimizzano l'errore quadratico medio delle predizioni di potenza del modello ridotto rispetto al corrispondente transitorio di riferimento fornito da Quark. A questo scopo supponiamo di disporre dei dati del transitorio per passi temporali di 0.1 s e massimizziamo la seguente funzione obiettivo:

$$f_p = \frac{200}{\sum_{i=1}^{200} (P_q(i) - P_m(i))^2} \quad (5.1)$$

dove $P_q(i)$ è l' i -esimo valore di potenza corrispondente al tempo discreto t_i , normalizzato al valore di potenza iniziale, 738.64 MW, fornito in output da Quark, mentre $P_m(i)$ è il corrispondente valore normalizzato, fornito dal modello ridotto. La discretizzazione temporale operata contempla quindi 200 step di un decimo di secondo ciascuno. Per tutte le prove considerate, i range di ricerca dei quattro parametri del modello ridotto sono:

$\alpha_f \in [-0.1, -0.001]$; $\alpha_{av} \in [-0.9, -0.001]$; $A_1 \in [0.001, 1]$; $A_3 \in [0.001, 1]$.

La popolazione di cromosomi, che viene manipolata dall'algoritmo di ricerca dell'ottimo fit, è costituita da 200 individui ed evolve per 1000 generazioni. Ciascun individuo è composto da 4 geni, ognuno preposto alla codifica del valore di uno dei quattro parametri efficaci mediante 10 bit. Nella Tabella 5.2.1 sono riportate le altre impostazioni relative all'evoluzione dell'algoritmo genetico. Le scelte relative a tali impostazioni per il problema in esame discendono dalle conclusioni tratte a seguito di ripetute prove e dall'analisi di lavori precedenti, fra cui [Marseguerra et al., 2003]. Notiamo in particolare che una combinazione di strategie di sostituzione assicura una maggiore diversità genetica nel corso delle prime generazioni e accelera la convergenza verso le soluzioni ottimali. Viene applicata anche una selezione elitaria parziale per incrementare l'efficienza dell'algoritmo; ciò dovrebbe garantire una migliore propagazione del codice genetico degli individui migliori, e quindi una più efficiente convergenza della popolazione verso l'ottimo.

Procedura di scelta dei genitori (non elitaria; 75%)	Standard Roulette
Procedura di scelta dei genitori (elitaria; 25%)	Primo genitore random dall'archivio Secondo genitore random dalla popolazione
Probabilità di crossover	1
Frequenza di sostituzione fittest	17 %
Frequenza di sostituzione figli-genitori	60 %
Frequenza di sostituzione random	17 %
Frequenza di sostituzione weakest	6 %
Probabilità di mutazione	0.06
Frazione di popolazione limite per la selezione elitaria	0.25
Numero di generazioni senza selezione elitaria	80
Numero massimo di individui nell'archivio	400
Modalità di arresto dell'algoritmo genetico	Raggiungimento del massimo numero di generazioni

Tabella 5.2.1: Impostazioni dell'algoritmo genetico.

Alla fine delle generazioni, la ricerca converge alla seguente soluzione:

$$\alpha_f = -4.19 \cdot 10^{-3}; \alpha_{av} = -3.70 \cdot 10^{-2}; A_1 = 2.77 \cdot 10^{-1}; A_3 = 4.10 \cdot 10^{-1}.$$

che dà luogo ad un valore della funzione obiettivo pari a $f_p = 2.32 \cdot 10^6$. Il corrispondente andamento della potenza fornito dal modello ridotto è riportato in Figura 5.1 (centro, linea tratteggiata), a confronto con l'andamento di riferimento fornito da Quark (linea solida). Si osserva una corrispondenza soddisfacente durante tutto il transitorio considerato.

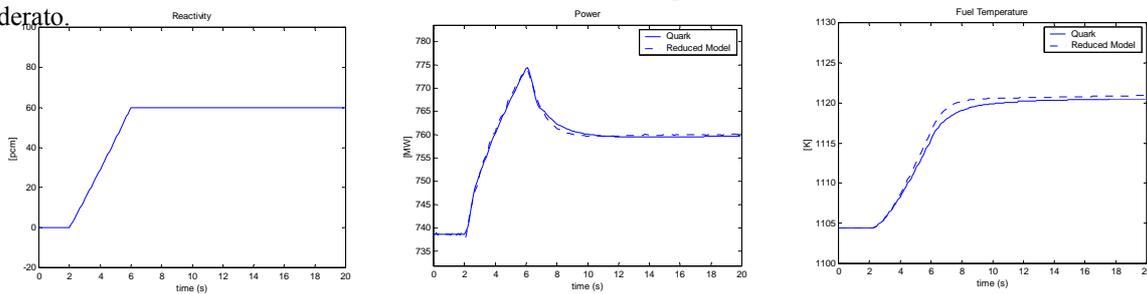


Figura 5.1: Profilo di reattività (sinistra) e confronto dei corrispondenti andamenti di potenza (centro) e temperatura del combustibile (destra) del codice Quark (linea continua) e del modello ridotto (linea tratteggiata).

Come sottolineato da [Carlos et al., 2003], in corrispondenza dei valori ottimali dei parametri trovati, può essere interessante investigare il comportamento del modello ridotto rispetto ad altre grandezze di interesse. Ad esempio, in Figura 5.1 (destra) si confronta l'andamento della temperatura media del combustibile fornito da Quark (linea continua) con quello ottenuto con il modello ridotto utilizzando i precedenti valori dei parametri, calibrati al fine di ottenere un ottimo fit della potenza. L'accuratezza del modello ridotto è ancora buona, essendo pari a $f_T = 3.26 \cdot 10^6$ il valore di fitness di temperatura del combustibile:

$$f_T = \frac{200}{\sum_{i=1}^{200} (Tf_q(i) - Tf_m(i))^2} \quad (5.2)$$

dove il pedice T si riferisce alla funzione obiettivo di temperatura, $Tf_q(i)$ è l'i-esimo valore di temperatura del combustibile corrispondente al tempo discreto t_i , normalizzato al valore di temperatura iniziale (1104.4 K) fornita in output da Quark, mentre $Tf_m(i)$ è il corrispondente valore normalizzato, fornito dal modello ridotto.

Come mostrato in [Marseguerra et al., 2003], l'algoritmo genetico procede nella ricerca dell'ottimo tenendo in maggior considerazione i geni più significativi rispetto alla particolare funzione obiettivo massimizzata. Infatti, l'analisi dell'evoluzione della varianza del valore dei parametri efficaci nell'archivio rivela un assestamento più che buono sia per i parametri più importanti per la potenza (α_f e α_{av}) che per quello più importante per la temperatura del combustibile (A_1), come mostrato in Figura 5.2.

$\alpha_f \cdot 100$: -----
 α_{av} : ++++++++
 A_1 : _____
 A_3 :

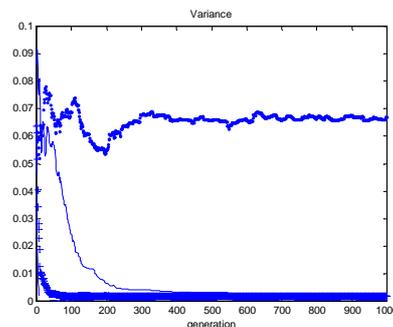


Figura 5.2: Andamento della varianza delle soluzioni nell'archivio.

Per migliorare il fit per f_T , si può impostare un GA in cui f_T sia la funzione obiettivo. I risultati, qualitativamente simili a quelli ottenuti nel caso appena illustrato e qui non riportati per brevità, mostrano che i valori ottimali dei parametri non

sono molto diversi da quelli trovati in precedenza, valori che già garantivano un buon fit per la temperatura media del combustibile. In corrispondenza dei nuovi valori, la funzione obiettivo f_T diviene $22.13 \cdot 10^6$, più grande di prima di circa un ordine di grandezza. Ovviamente questo miglioramento di f_T è controbilanciato da un peggioramento di f_P che si riduce a $2.28 \cdot 10^5$, dando ancora un fit accettabile della potenza.

A conclusione delle due analisi a singolo obiettivo illustrate, sembra comunque giustificato affermare che la calibrazione ottimale dei parametri rispetto alla stima di una variabile (ad esempio la potenza) non dà risultati ottimali rispetto ad un'altra variabile (ad esempio la temperatura media del combustibile). Il problema della calibrazione dei parametri del modello ridotto va pertanto affrontato in uno schema multiobiettivo, a conferma di quanto concluso in [Carlos et al., 2003].

Come vedremo nella successiva sezione, un approccio di ottimizzazione multi-obiettivo può essere perseguito in due modi: combinando gli obiettivi multipli in un obiettivo singolo, mediante l'introduzione di opportuni pesi (paragrafo 5.3.1), oppure operando la ricerca mantenendo separati i vari obiettivi al fine di determinare direttamente la curva di Pareto delle soluzioni dominanti (paragrafo 5.3.2).

5.3 Ottimizzazione multi-obiettivo

Il problema dell'ottimizzazione di molteplici obiettivi può essere formulato, dal punto di vista matematico, nei seguenti termini: si determini la soluzione \underline{x}^* tale che il vettore di funzioni $f(\underline{x}) = [f_1(\underline{x}), f_2(\underline{x}), \dots, f_m(\underline{x})]$ risulti massimo (o minimo) in corrispondenza di $\underline{x} = \underline{x}^*$. Per semplicità, nel seguito della trattazione faremo riferimento al caso di massimizzazione e adotteremo il concetto di ottimalità di Pareto [Belegundu e Chandrupatla, 1999]:

Il vettore \underline{x}^ appartenente allo spazio delle soluzioni è ottimale secondo Pareto se e solo se non esiste alcun vettore \underline{x} nello stesso spazio tale che:*

$$f_i(\underline{x}) \geq f_i(\underline{x}^*) \quad \forall i, i = 1, \dots, m \quad (5.3)$$

e

$$f_i(\underline{x}) > f_i(\underline{x}^*) \quad \text{per almeno una } i, i = 1, \dots, m \quad (5.4)$$

Nella pratica spesso non esiste un'unica soluzione \underline{x}^* che massimizzi simultaneamente tutte le diverse funzioni obiettivo f_i , bensì un set di soluzioni non dominate nel senso delle Eqs. (5.3) e (5.4) che nello spazio m -dimensionale della funzione obiettivo si dispongono su una superficie detta "di Pareto". Tra queste soluzioni, il decisore può sceglierne una ad arbitrio, a seconda dei suoi valori di preferenza rispetto ai diversi obiettivi. L'identificazione della curva di Pareto può essere ottenuta in diversi modi. Una possibile via consiste nel combinare le diverse funzioni obiettivo in una somma pesata da massimizzare:

$$f(\underline{x}) = w_1 \cdot f_1(\underline{x}) + w_2 \cdot f_2(\underline{x}) + \dots + w_m \cdot f_m(\underline{x}) \quad (5.5)$$

dove il peso w_i , $i = 1, 2, \dots, m$ è non negativo e $\sum_{i=1}^m w_i = 1$. Ad ogni scelta di un set di pesi w_i , $i = 1, 2, \dots, m$, corrisponde una diversa soluzione \underline{x}^* che determina il punto $Q^* = [f_1(\underline{x}^*), f_2(\underline{x}^*), \dots, f_m(\underline{x}^*)]$ sulla superficie di Pareto. Variando il set di valori dei pesi è possibile generare l'intera curva di Pareto, a condizione che il problema sia "convesso" [Belegundu e Chandrupatla, 1999]. La scelta di uno specifico set di pesi conduce ad una specifica soluzione \underline{x}^* ; tale scelta è arbitraria, tipicamente dettata dall'esperienza degli analisti e dalle preferenze dei decisori.

Un approccio alternativo per la determinazione della superficie di Pareto consiste nell'esplorare in maniera "intelligente" lo spazio di ricerca mediante un algoritmo genetico multi-obiettivo. A convergenza, l'algoritmo genetico fornisce, come risultato della ricerca, un set di soluzioni non dominate, appartenenti cioè alla curva di Pareto. La popolazione di soluzioni dell'algoritmo genetico può essere suddivisa in *classi di dominanza*, mediante una semplice procedura che consente di individuare man mano le classi di soluzioni non dominate.

A partire dalla popolazione completa, le soluzioni non dominate sono tutte parimenti "buone" e costituiscono la "prima classe" di dominanza e vengono virtualmente rimosse dalla popolazione. A questo punto si procede ad individuare le soluzioni non dominate della popolazione così ottenuta: l'insieme di tali soluzioni costituisce la "seconda classe" di dominanza. Si procede poi a rimuovere tali soluzioni dalla popolazione e si procede in tal modo fin quando tutte le soluzioni della popolazione sono state assegnate ad una classe di dominanza.

Per costruzione, dunque, una classe di dominanza è formata da un insieme di soluzioni ugualmente "buone", proprio in conseguenza della volontà di non attribuire alle funzioni obiettivo diversi gradi di importanza: una soluzione di una certa classe sarà migliore di un'altra della stessa classe rispetto a certe funzioni obiettivo, ma peggiore rispetto ad altre.

Durante la ricerca viene aggiornato un archivio di vettori, ognuno dei quali è costituito da un cromosoma non-dominato e dalle sue corrispondenti m fitness, costituenti un punto sulla superficie di Pareto. Al termine di ogni generazione gli individui non-dominati della popolazione corrente vengono paragonati, in termini di fitness, con quelli già presenti nell'archivio, e vengono implementate le seguenti regole di archiviazione:

1. se il nuovo individuo domina individui preesistenti nell'archivio, questi vengono rimossi a beneficio del nuovo;
2. se il nuovo individuo è dominato da un membro dell'archivio, non viene registrato;
3. se il nuovo individuo non domina ne è dominato da alcun membro dell'archivio allora:

- se l'archivio non è pieno, il nuovo individuo viene registrato;
- se l'archivio è pieno, il nuovo individuo rimpiazza il *più simile* nell'archivio (a questo scopo ci si appoggia ad un opportuno concetto di distanza fra individui: nel nostro lavoro si adotta una distanza euclidea basata sui valori delle fitness dei cromosomi normalizzate ai rispettivi valori medi nell'archivio).

Al termine della procedura di ricerca il risultato dell'ottimizzazione è costituito dall'archivio stesso che rappresenta il dominio di Pareto. Il decisore a questo punto può applicare facilmente il proprio criterio di scelta per eleggere una singola soluzione di miglior compromesso.

5.3.1 Ottimizzazione singolo obiettivo pesato

Mediante un algoritmo genetico a singolo obiettivo, ci proponiamo di identificare i valori dei quattro parametri del modello ridotto che ottimizzano il fit con gli andamenti di Quark rispetto ad entrambe le variabili, potenza e temperatura del combustibile. La singola funzione obiettivo f da massimizzare è la media pesata delle fitness, f_P e f_T , inversamente proporzionali agli errori quadratici medi commessi dal modello ridotto rispetto alle due variabili in gioco:

$$f = w_P \cdot f_P + w_T \cdot f_T \quad (5.6)$$

dove w_P e w_T sono i pesi, e il significato degli altri simboli è stato precedentemente spiegato. Poiché $w_P + w_T = 1$, l'Equazione (5.6) può essere riscritta nella forma:

$$f = \frac{w}{w+1} \cdot f_P + \frac{1}{w+1} \cdot f_T \quad (5.7)$$

dove $w_P = w/(w+1)$ e $w_T = 1/(w+1)$.

A priori non sappiamo quali pesi assegnare alle due fitness. Esploriamo allora lo spazio delle soluzioni ripetendo diverse ricerche genetiche a singolo obiettivo con i seguenti valori del peso $w=0.1, 1, 10, 20, 30, 50$ e 100 . Ogni singola ricerca è eseguita mediante una popolazione di 300 cromosomi che evolve per 1000 generazioni. Le altre impostazioni relative all'algoritmo genetico restano invariate (Tabella 5.2.1).

In Figura 5.3 (sinistra) mostriamo nello spazio delle fitness (f_P, f_T) i punti della curva di Pareto ottenuti con il metodo ora discusso. Queste soluzioni appartengono, nei limiti di convergenza dell'algoritmo genetico, al dominio di Pareto [Belegundu and Chandrupatla, 1999]. Le soluzioni in basso a destra corrispondono a valori elevati di w e danno un fit ottimo rispetto alla potenza, mentre le soluzioni in alto a destra corrispondono a valori bassi di w e danno un fit ottimo rispetto alla temperatura del combustibile. Possiamo notare che i valori più elevati della fitness di temperatura superano i valori più elevati della fitness di potenza di quasi un ordine di grandezza e che l'algoritmo di ricerca ha generato più soluzioni privilegiando il fit di temperatura che il fit di potenza. Queste peculiarità della curva di Pareto ottenuta sono riconducibili alla forma dei profili di potenza e temperatura che si desidera riprodurre: infatti, l'andamento della temperatura, molto più semplice e regolare di quello della potenza, risulta evidentemente più "facile" da seguire, e corrispondentemente si ottengono più soluzioni a valori di fitness elevati.

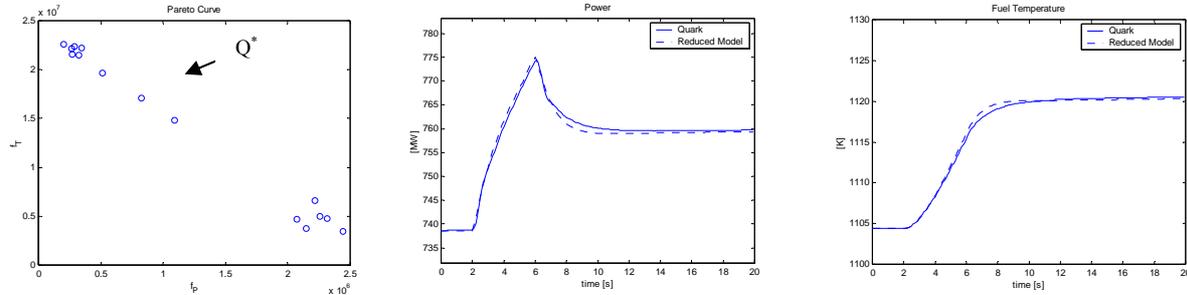


Figura 5.3: Fitness ottimali corrispondenti a diversi valori di w (sinistra) e confronto degli andamenti di potenza (centro) e temperatura del combustibile (destra) del codice Quark (linea continua) e del modello ridotto (linea tratteggiata) per la single best compromise Pareto solution, Q^* , trovata con il metodo min-max.

Proponiamoci ora di scegliere una singola soluzione di compromesso che permetta al modello di seguire in maniera sufficientemente accurata sia la potenza che la temperatura del combustibile. Come già detto, la scelta è arbitraria, e volta a soddisfare al meglio le nostre esigenze di accuratezza del fit. Esistono alcuni criteri quantitativi che consentono di determinare una soluzione di compromesso, la "single best compromise Pareto solution". Il criterio più popolare è il cosiddetto "min-max method" [Belegundu e Chandrupatla, 1999]. Indichiamo con $Q \equiv (f_P, f_T)$ il generico punto della curva di Pareto e siano f_P^{max} e f_T^{max} i valori massimi rispettivamente di f_P e f_T su tale curva; per il punto Q , determiniamo le deviazioni $z_P = |f_P - f_P^{max}|$ e $z_T = |f_T - f_T^{max}|$ e il valore $z_Q = \max(z_P, z_T)$. La soluzione di miglior compromesso è quella corrispondente al punto Q^* cui corrisponde la minima fra tutte le massime deviazioni, cioè $z_{Q^*} = \min z_Q$. Nel caso in esame, la single best compromise Pareto solution ottenuta applicando il metodo min-max ai soli punti non dominati della curva di Pareto di Figura 5.3 è:

$\alpha_f = 4.77 \cdot 10^{-3}$; $\alpha_{av} = 2.47 \cdot 10^{-2}$; $A_1 = 2.52 \cdot 10^{-1}$; $A_3 = 7.76 \cdot 10^{-1}$; $f_P = 1.094 \cdot 10^6$; $f_T = 14.797 \cdot 10^6$; $w = 8$.

I corrispondenti andamenti di potenza e temperatura del combustibile forniti in output dal modello ridotto (linea tratteggiata) sono confrontati nelle Figure 5.3 (centro e destra) con i profili ottenuti in output dal codice di riferimento Quark (linea continua). Alla luce delle fitness ottenute e della concordanza grafica fra le curve possiamo affermare di

aver raggiunto una soluzione di compromesso che permette al modello di descrivere abbastanza accuratamente entrambe le grandezze considerate.

5.3.2 Ottimizzazione multi-obiettivo

Consideriamo ora un'ottimizzazione multiobiettivo mediante algoritmi genetici mirata a massimizzare, nel senso di Pareto, entrambe le fitness di potenza e di temperatura del combustibile.

La popolazione iniziale sia composta sempre da 300 individui e anche in questo caso lasciamo evolvere l'algoritmo genetico per 1000 generazioni. Imponiamo una distanza minima tra due soluzioni presenti nell'archivio pari a $1 \cdot 10^{-4}$; le altre impostazioni relative alla ricerca dell'algoritmo genetico sono le stesse dei casi precedenti. Le funzioni obiettivo che andiamo a massimizzare sono le stesse delle Equazioni (5.1) e (5.2). Il risultato della ricerca condotta dall'algoritmo genetico genera la curva di Pareto di Figura 5.4 (sinistra), con alcune soluzioni che privilegiano il fit di potenza e altre il fit di temperatura. Per definizione dell'algoritmo, tutte queste soluzioni sono "non dominate", cioè non esistono individui nella popolazione le cui fitness di potenza e temperatura siano entrambe migliori di quelle degli individui componenti la curva di Pareto. Anche in questo caso, ovviamente, possiamo notare che i valori più elevati della fitness di temperatura superano i valori più elevati della fitness di potenza di quasi un ordine di grandezza e che l'algoritmo di ricerca ha generato più soluzioni privilegianti il fit di temperatura che il fit di potenza.

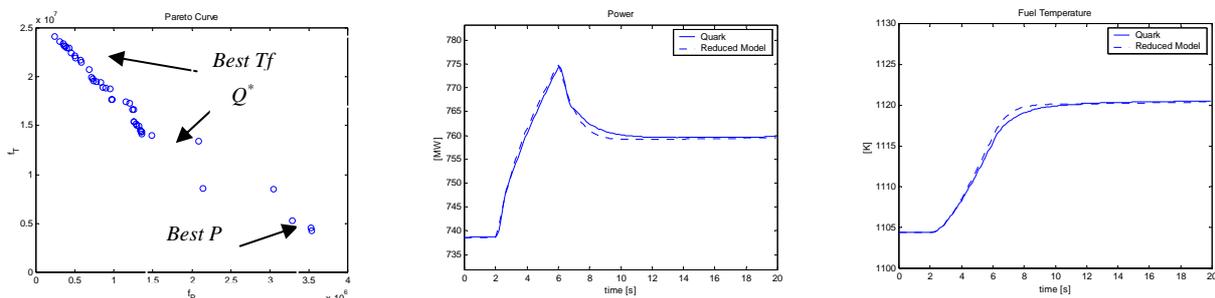


Figura 5.4: Curva di Pareto (sinistra) relativa alle soluzioni presenti nell'archivio dell'algoritmo genetico bi-obiettivo al termine delle generazioni; Q^* è la single best compromise solution trovata con il metodo min-max; $Best Tf$ e $Best P$ sono le soluzioni migliori rispetto ai fit sulla temperatura del combustibile e sulla potenza, rispettivamente. Confronto degli andamenti di potenza (centro) e temperatura del combustibile (destra) del codice Quark (linea continua) e del modello ridotto (linea tratteggiata) per l'individuo "single best compromise pareto solution" scelto con il min-max method.

In questo caso, applicando ai punti della curva di Pareto ottenuta mediante l'algoritmo genetico biobiettivo il min-max method per eleggere un'unica soluzione di compromesso che dia risultati soddisfacenti per entrambe le grandezze, otteniamo la seguente single best compromise Pareto solution Q^* :

$$\alpha_f = -5.25 \cdot 10^{-3}; \alpha_{av} = -7.14 \cdot 10^{-3}; A_1 = 2.57 \cdot 10^{-1}; A_3 = 5.34 \cdot 10^{-3}; f_P = 1.49 \cdot 10^6; f_T = 14.80 \cdot 10^6.$$

Gli andamenti di potenza e temperatura corrispondenti a questa soluzione sono riportati nelle Figure 5.4 (centro e destra, rispettivamente).

Il fit è molto buono per entrambe le grandezze, migliore di quello ottenuto mediante l'ottimizzazione singolo obiettivo pesato. La Tabella 5.3.1 mette a confronto i risultati dei casi sino ad ora considerati.

	α_f	α_{av}	A_1	A_3	f_P	f_T
Singolo obiettivo – potenza	$-4.19 \cdot 10^{-3}$	$-3.7 \cdot 10^{-2}$	$2.77 \cdot 10^{-1}$	$4.1 \cdot 10^{-1}$	$2.32 \cdot 10^6$	$3.25 \cdot 10^6$
Singolo obiettivo – temperatura del combustibile	$-3.99 \cdot 10^{-3}$	$-5.19 \cdot 10^{-2}$	$2.14 \cdot 10^{-1}$	$8.94 \cdot 10^{-1}$	$0.23 \cdot 10^6$	$22.13 \cdot 10^6$
Single best compromise Pareto solution – singolo obiettivo pesato	$-4.77 \cdot 10^{-3}$	$-2.47 \cdot 10^{-2}$	$2.52 \cdot 10^{-1}$	$7.76 \cdot 10^{-1}$	$1.09 \cdot 10^6$	$14.79 \cdot 10^6$
Single best compromise Pareto solution – bi-obiettivo	$-5.25 \cdot 10^{-3}$	$-7.14 \cdot 10^{-3}$	$2.57 \cdot 10^{-1}$	$5.34 \cdot 10^{-3}$	$1.48 \cdot 10^6$	$14.80 \cdot 10^6$

Tabella 5.3.1: Valori dei parametri efficaci e corrispondenti fitness di potenza e temperatura del combustibile nei casi sino ad ora studiati.

L'evoluzione della varianza delle soluzioni nell'archivio dell'ottimizzazione bi-obiettivo, qui non riportata per brevità, conferma l'efficienza dell'algoritmo nell'aggiustare rapidamente i parametri più importanti rispetto al fit di potenza (α_f e α_{av}) e rispetto al fit di temperatura (A_1), mentre A_3 non converge. Gli effetti della non convergenza di A_3 diventano rilevanti qualora si voglia seguire con il modello ridotto anche l'evoluzione temporale della temperatura media del fluido refrigerante nel core, T_{av} . Rispetto all'evoluzione di tale grandezza, questo parametro diventa fondamentale.

L'approccio corretto per tener conto anche della temperatura media del refrigerante consiste nell'estendere lo schema multi-obiettivo introducendo una funzione di fitness, f_{av} , relativa al fit dell'evoluzione di questa variabile, strutturalmente identica a f_P e f_T . L'ottimizzazione mediante algoritmo genetico porta alla superficie di Pareto di Figura 5.5. Notiamo che ora i valori più alti di fitness sono quelli raggiunti dalla funzione obiettivo della temperatura del refrigerante, che presenta un transitorio più "dolce" e più "facile" da seguire.

In vista di un futuro impiego del modello ridotto per predizioni in tempo reale in uno schema di controllo sulla potenza, scegliamo, fra le soluzioni Pareto ottimali, quella che dà luogo ad un fit ottimale rispetto alla potenza, $Best P$. I valori dei parametri e delle fitness corrispondenti a tale soluzione (dove f_{av} è definita analogamente a f_P e f_T) sono:

$$\alpha_f = -4.67 \cdot 10^{-3}; \alpha_{av} = -2.21 \cdot 10^{-2}; A_1 = 2.73 \cdot 10^{-1}; A_3 = 7.61 \cdot 10^{-1}; f_P = 2.41 \cdot 10^6; f_T = 4.42 \cdot 10^6; f_{av} = 3.65 \cdot 10^8.$$

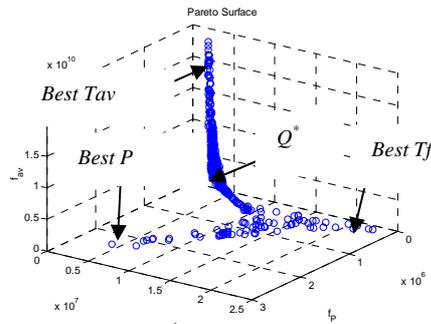


Figura 5.5: Superficie di pareto delle soluzioni presenti nell'archivio al termine delle generazioni dell'algorithm genetico tri-obiettivo. Q^* è la single best compromise solution trovata con il metodo min-max; Best Tf, Best P e Best Tav sono le soluzioni migliori rispetto ai fit sulla temperatura del combustibile, sulla potenza, sulla temperatura del refrigerante, rispettivamente.

In Figura 5.6 vengono riportati i profili di potenza, temperatura del combustibile e del refrigerante forniti da Quark (linea continua) a confronto con i rispettivi profili stimati dal modello ridotto (linea tratteggiata).

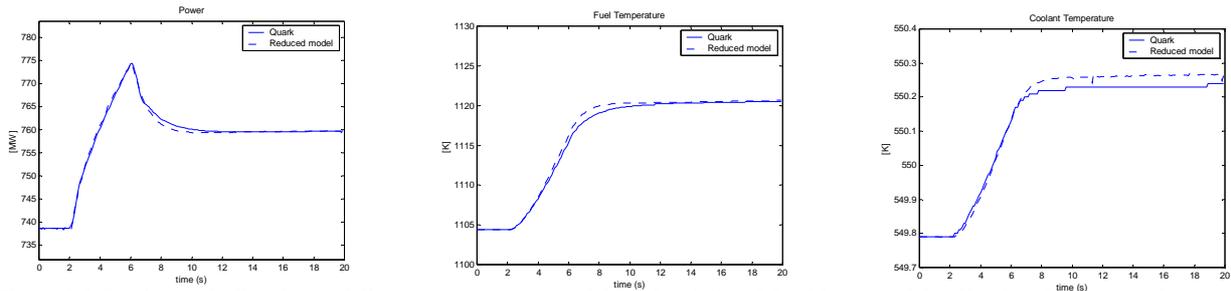


Figura 5.6: Confronto degli andamenti di potenza, temperatura del combustibile e del refrigerante del codice Quark (linea continua) e del modello ridotto (linea tratteggiata) per l'individuo "Best P".

Sebbene la soluzione scelta privilegi il fit sulla potenza, a discapito della temperatura del combustibile e del refrigerante, i fit sono soddisfacenti per tutte e tre le variabili. Inoltre, osservando l'evoluzione della varianza dei parametri corrispondenti alle soluzioni nell'archivio (Figura 5.7), notiamo che anche A_3 raggiunge rapidamente la convergenza dato che ora è anch'esso rilevante per il fit.

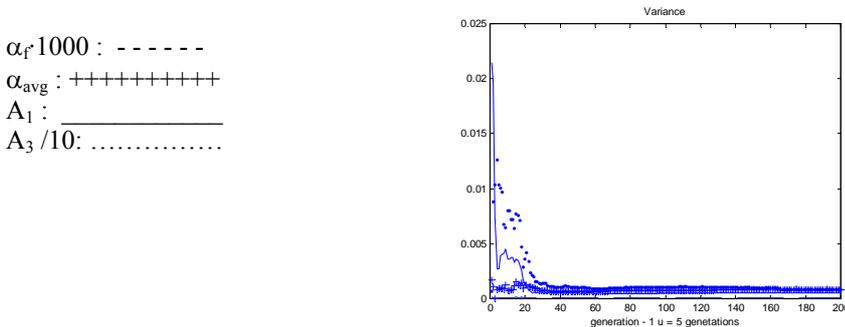


Figura 5.7: Andamento della varianza delle soluzioni nell'archivio dell'algorithm genetico triobiettivo.

5.4 Verifica del modello ridotto su un nuovo transitorio

Allo scopo di verificare la validità del nostro modello ridotto, calibrato con i valori dei parametri efficaci trovati per la soluzione migliore rispetto al fit sulla potenza nel caso triobiettivo, esaminiamo la sua capacità di descrivere transitori differenti da quello utilizzato per la calibrazione dei suoi parametri efficaci. Consideriamo la storia di reattività di Figura 5.8 e vediamo se il modello risponde a questa sollecitazione seguendo in maniera sufficientemente accurata i corrispondenti profili forniti dal codice di riferimento Quark. Si noti come nel transitorio di reattività si sia scelto di variare ripetutamente la rapidità degli spostamenti delle barre di controllo, al fine di provare la robustezza del modello ridotto in un caso più critico, seppure il range di valori di reattività esplorato è lo stesso di prima.

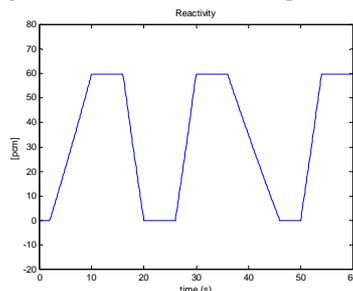


Figura 5.8: Profilo di reattività di test.

Gli andamenti di potenza, temperatura media del combustibile e temperatura media del refrigerante nel nocciolo forniti dal modello ridotto, con valori dei parametri efficaci di miglior compromesso ottenuti dall'algoritmo genetico triobiettivo, sono riportati (in linea tratteggiata) in Figura 5.9 a confronto con gli andamenti di riferimento forniti in output dal codice Quark (in linea continua).

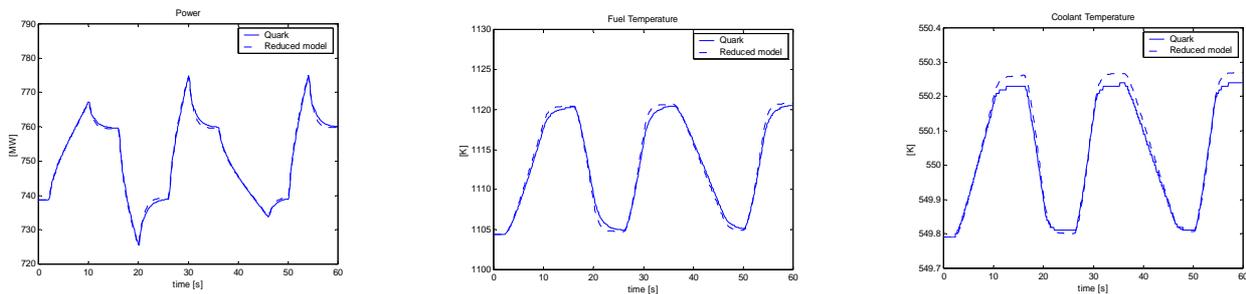


Figura 5.9: Confronto degli andamenti di potenza, temperatura del combustibile e del refrigerante del codice Quark (linea continua) e del modello ridotto (linea tratteggiata).

Il modello ridotto con i parametri efficaci ottimizzati dall'algoritmo genetico triobiettivo è in grado di seguire accuratamente l'evoluzione di tutte e tre le grandezze di interesse. Questo risultato è incoraggiante e suggerisce la possibilità di utilizzare il modello ridotto come rapido e affidabile strumento per il controllo del reattore, ove siano richieste stime in tempo reale dell'andamento delle variabili. Diversi test sviluppati su transienti differenti, qui non riportati per brevità di trattazione, confermano la bontà dei risultati ottenuti, fintanto che i range esplorati dalle variabili di interesse non travalicano i limiti del transitorio di calibrazione. Qualora i range di interesse dovessero cambiare, il modello ridotto dovrebbe essere adeguatamente ricalibrato.

6. Conclusioni

L'analisi quantitativa della sicurezza di impianti a rischio richiede la simulazione della dinamica dell'impianto in diverse condizioni operative e dell'evoluzione incidentale per i diversi scenari previsti. La necessità di ripetere i calcoli più volte, ad esempio per l'analisi delle incertezze associate al problema, comporta l'impossibilità di utilizzare codici meccanicistici dettagliati che richiedono tempi di calcolo assai elevati. Si ricorre, dunque, a modelli "ridotti" o "semplificati" che consentono di descrivere con poche equazioni l'andamento delle grandezze di interesse e la cui accuratezza è legata alla calibrazione di un certo numero di parametri efficaci.

Nel presente lavoro si è affrontato il problema della determinazione dei valori dei parametri efficaci di un modello ridotto, preso dalla letteratura, per la simulazione della dinamica di un reattore nucleare. Le grandezze di interesse sono la potenza del reattore, la temperatura media del combustibile e la temperatura media del fluido refrigerante nel core. La descrizione dell'evoluzione di tali grandezze nel modello ridotto è governata principalmente da quattro parametri efficaci. In mancanza di dati sperimentali, l'evoluzione "reale" del reattore è stata simulata mediante il codice di calcolo QUAndry based Reactor Kinetics (Quark), rilasciato dalla Nuclear Energy Agency (NEA) di Parigi, per la progettazione neutronica e termoidraulica di un reattore ad acqua leggera.

Per la stima dei quattro parametri efficaci sono stati utilizzati gli Algoritmi Genetici, sia in modalità singolo obiettivo che multi-obiettivo. I risultati ottenuti hanno confermato che la calibrazione del modello a singolo obiettivo, cioè rispetto ad una sola delle grandezze di interesse, può sacrificare l'accuratezza sulle altre. Risulta pertanto preferibile un approccio di ottimizzazione ad obiettivi multipli che identifichi l'intera ipersuperficie di Pareto contenente le soluzioni "ottime". Da tale insieme di soluzioni, l'analista può scegliere quella che meglio rispecchia le proprie preferenze relativamente all'importanza delle diverse grandezze di interesse, oppure optare per una soluzione di "miglior compromesso" ottenuta, ad esempio, impiegando il popolare metodo del 'min-max'.

Bibliografia

- [Accorsi et al., 1999] R. Accorsi, M. Marseguerra, E. Padovani, E. Zio, *Neural estimation of first order sensitivity coefficients: Application to the control of a simulated pressurized water reactor*, Nuclear Science and Engineering, 132, n 3, 1999, pp. 326-336.
- [Aldemir et al., 2003] T. Aldemir, G. Torri, M. Marseguerra, E. Zio, J.A. Borkowski, *Using point reactor models and genetic algorithms for on-line global xenon estimation in nuclear reactors*, Nuclear Technology, 143, No. 3, 2003, pp. 247-255.
- [Belegundu e Chandrupatla, 1999] A.D. Belegundu, T.R. Chandrupatla, *Optimization Concepts and Applications in Engineering*, Chapter 11 (373-381), 1999, Prentice Hall Editions.
- [Carlos et al., 2003] S. Carlos, D. Ginestar, S. Marorell, V. Serradell, *Parameter estimation in thermalhydraulic models using the multidirectional search method*, Annals of Nuclear Energy 30, 2003, pp. 133-158.
- [Fonseca and Fleming, 1995] C.M. Fonseca and P.J. Fleming, *An Overview of Evolutionary Algorithms in Multiobjective Optimization*, Evolutionary Computation, 3(1), 1995, pp. 1-16.

- [Goldberg, 1989] D.E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, 1989, Addison-Wesley Publishing Company.
- [Henry, 1982] A.F. Henry, *Nuclear reactor analysis*, 1982, The MIT press, Cambridge, MA.
- [Holland, 1975] J.H. Holland, *Adaptation in natural and artificial systems*, 1975, The University of Michigan Press, Ann Arbor, MI.
- [Marseguerra, Zio, 2001] M. Marseguerra, E. Zio, *Genetic Algorithms for Estimating Effective Parameters in a Lumped Reactor Model for Reactivity Predictions*, Nuclear Science and Engineering, 139, 2001, pp. 96-104.
- [Marseguerra et al., 2003] M. Marseguerra, E. Zio, M. Cipollone, "Designing Optimal Degradation Tests via Multi-Objective Genetic Algorithms", Reliability Engineering and System Safety, 79, 2003, pp. 87-94.
- [Marseguerra et al., 2004] M. Marseguerra, E. Zio, R. Canetta, "Using Genetic Algorithms for Calibrating Simplified Models of Nuclear Reactor Dynamics", Accepted for publication on Annals of Nuclear Energy, 2004.
- [Park and Cho, 1993] Park, M.G., Cho, N.Z., *Time-optimal control of nuclear reactor power with adaptive proportional-integral-feedwater gains*, IEEE Transactions on Nuclear Science 40 (3), 1993, pp. 266.
- [Salina et al., 1994] E. Salina, G. Alloggio, E. Brega, *Quark: A Computer Code For The Neutronic and Thermal-Hydraulic Space – And Time-Dependent Analysis Of Light Water Reactor Cores By Advanced Nodal Techniques*, ENEL 1034/1, 1994.
- [Sawaragi et al., 1985] Y. Sawaragi, H. Nakayama, T. Tanino, *Theory of multi-objective optimization*, 1985, Academic Press, Orlando, Florida.
- [Smith, 1979] K.S. Smith, *An analytical Nodal Method for Solving the Two-Group, Multidimensional, Static and Transient Neutron Diffusion Equation*, PhD Thesis, 1979, Department of Nuclear Engineering, MIT.
- [Srinivas et al., 1995] Srinivas, N. and Deb, K. *Multiobjective function optimization using nondominated sorting genetic algorithms*, Evolutionary Computation, 2 (3), 1995, pp. 221-248.
- [Su and Cotta, 2001] Su, J., Cotta, R.M., *Improved lumped parameter formulation for simplified LWR thermohydraulic analysis*, Annals of Nuclear Energy, 28, 2001, pp. 1019-1031.
- [Takagi, 1997] H. Takagi, *Introduction to Fuzzy Systems, Neural Networks, and Genetic Algorithms, In Intelligent Hybrid Systems*, Ruan Ed., 1997, Kluwer Academic Publishers.
- [Thomas et al., 1991] Thomas Jr., J.R., Herr, J.D., Wood, D.S., *Noise analysis method for monitoring the moderator temperature coefficient of pressurized water reactors: I. Theory*, Nuclear Science and Engineering, 1991, 108, pp. 331.
- [Zitzler et al., 1999] E. Zitzler and L. Thiele, *Multiobjective Evolutionary Algorithms: A Comparative Case Study and the Strength Pareto Approach*. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 3(4), 1999, pp. 257-271.