

Analisi dei sistemi ecologici: approccio modellistico - ecodinamico

P. P. Franzese*, V. Comar**, G. F. Russo***, S. Ulgiati****

*Dipartimento di Scienze dei Sistemi Colturali, Forestali e Scienze dell'Ambiente, Università degli Studi della Basilicata

**Institute for Environment and Development (I.M.A.D.), Dourados, MS, Brasile¹

***Dipartimento di Scienze per l'Ambiente - Università degli Studi di Napoli "Parthenope"

****Dipartimento di Chimica - Università degli Studi di Siena

Sommario

I sistemi ecologici sono sistemi complessi, altamente integrati attraverso una fitta rete di flussi di materia ed energia e caratterizzati da processi irreversibili e fenomeni di non equilibrio.

In questo articolo viene fornita una concisa classificazione degli approcci modellistici in ecologia, con particolare riferimento alla prospettiva ecodinamica ed ai linguaggi di programmazione simbolica. Due modelli ecologici sono stati sviluppati attraverso il linguaggio STELLA, versatile software per la costruzione di modelli di sistemi e processi dinamici.

Parole chiave: ecosistema, complessità, modellistica ecologica, classificazione, Ecodinamica, STELLA.

Abstract

Ecosystems are complex, adaptative, hierarchical systems, highly interrelated by a web of matter and energy flows and characterised by non equilibrium and irreversible phenomena.

In this paper a concise classification of mathematical models in ecology is given, with special reference to graphical programming languages and Ecodynamics approach.

Two ecological models were developed using STELLA software, a powerful and flexible language for building models of dynamic systems and processes.

Keywords: ecosystem, complexity, ecological modelling, classification, Ecodynamics, STELLA.

1. Introduzione

Un modello può essere considerato come una sintesi degli elementi di conoscenza di un sistema (Jørgensen, 1997). La qualità di un modello dipende pertanto dalla qualità delle informazioni e dei dati attraverso i quali descrivere la struttura e l'evoluzione del sistema investigato. Se le informazioni ed i dati disponibili sono scarsi, non possiamo immaginare di poter realizzare un modello troppo affidabile. Se viceversa disponiamo di una buona conoscenza del sistema e di dati accurati, allora sarà possibile modellizzare tale sistema e la sua dinamica evolutiva attraverso simulazioni numeriche e grafiche in grado di raggiungere un discreto grado di accuratezza. La realizzazione di scenari previsionali attraverso l'utilizzo di modelli è fortemente influenzata dalle caratteristiche dinamiche del sistema. In tale contesto la *modellistica ecologica* si configura come un utile strumento in grado di aiutarci a comprendere le proprietà dell'ecosistema ad ogni livello gerarchico (cellula, organismo, popolazione, comunità, ecosistema).

In ecologia i modelli non vengono utilizzati esclusivamente in chiave analitica per lo studio delle componenti ecosistemiche; essi servono soprattutto per investigare proprietà e reazioni dell'intero, in altre parole per rivelare proprietà olistiche (Odum, 1984; Capra, 1997). Esistono, infatti, proprietà sistemiche definite "*emergenti*", che si manifestano solo ad un certo stadio di organizzazione gerarchica della materia, non valutabili nell'analisi delle singole componenti di un sistema (Franzese *et al.*, 2003a).

Essendo i modelli degli strumenti per l'analisi sintetica dei fenomeni, non possono ovviamente contenere tutti gli aspetti del sistema reale. Un modello non rappresenta infatti "*l'immagine matematica della natura e non esprime quindi l'intima e reale essenza del fenomeno; esso va piuttosto inteso come una sonda concettuale immersa nella realtà, capace di fornire una interpretazione del fenomeno osservato*" (Israel, 1994).

Un modello troppo complesso determina una complessità di calcolo che può richiedere un uso proibitivo di memoria e "tempi macchina". Viceversa, un modello troppo

semplice può generare simulazioni che non sono in accordo con i dati sperimentali, risultando quindi di scarsa utilità (Wainwright e Mulligan, 2004; Zanarini, 1996).

Pertanto, risulta necessario sviluppare i modelli cercando di estrapolare dal sistema reale quelle informazioni, in termini sia quantitativi che qualitativi, tali da permettere una descrizione abbastanza fedele del fenomeno reale (Morin, 1990; Ulanowicz, 2004).

Alla luce di tali considerazione risulta chiaro come la difficoltà principale nello sviluppo di un modello ecologico non risieda soltanto nella sua formulazione matematica o nella sua risoluzione computazionale. Il problema principale è quello di avere una conoscenza adeguata del sistema che si vuole modellizzare, che permetta la definizione di quali componenti e processi includere nel modello e quali poter trascurare.

Per completezza è bene comunque ricordare che non sempre ad un modello semplice (deterministico) corrisponde un fenomeno altrettanto semplice. Lo sviluppo della *Teoria del Caos* (Gleick, 1996; Vulpiani, 1994) ha messo in luce come semplici leggi di evoluzione possano avere comportamenti non banali, non periodici e con forte dipendenza dalle condizioni iniziali. In altre parole, può accadere che piccolissime imprecisioni nei valori delle condizioni iniziali crescano velocemente nel tempo rendendo vano ogni tentativo di previsione² (Prigogine, 1997; Prigogine e Kondepudi, 2002). Da un punto di vista matematico, possiamo dire che nei sistemi lineari piccoli cambiamenti producono piccoli effetti, mentre, grandi cambiamenti producono grandi effetti. Nei sistemi non lineari, al contrario, piccoli cambiamenti possono avere effetti enormi poiché un *anello di retroazione autorinforzante* può amplificare ripetutamente un cambiamento. Ad un anello di retroazione (*feedback loop*), corrisponde un processo non lineare chiamato *iterazione*, nel quale una funzione opera ripetutamente su se stessa.

Inoltre, se è vero che nei sistemi non lineari spesso semplici equazioni deterministiche possono produrre comportamenti di ricchezza e varietà sorprendenti, è anche vero che comportamenti caotici possono viceversa dare origine a strutture ordinate. Il comportamento dei sistemi caotici non è puramente casuale ma mostra un livello più profondo di schemi d'ordine che possono essere visualizzati grazie a nuove tecniche matematiche (Mandelbrot, 1987; Franzese *et al.* 2003b).

2. I modelli in ecologia

In generale possiamo distinguere i modelli in due grandi gruppi: fisici e matematici.

I **modelli fisici** (spesso definiti *microcosm*) contengono le componenti principali del sistema reale, le cui dina-

miche sono dedotte dall'osservazione del sistema semplificato (Beyers e Odum, 1993). Tali modelli risultano di notevole importanza per l'analisi sperimentale di un sistema, in quanto forniscono informazioni e dati sperimentali utili per la formulazione dei modelli matematici. I **modelli matematici** sono invece basati su equazioni matematiche che descrivono i processi più significativi del fenomeno considerato. Secondo Gertsev e Gertseva (2004) un modello matematico di un oggetto reale può essere definito come *"un insieme di connessioni logiche, dipendenze formalizzate e formule che rendono possibile lo studio dell'oggetto reale senza la sua analisi sperimentale"*. E' evidente come questo implichi la possibilità di studiare i sistemi ecologici attraverso simulazioni che non determinano il rischio di alterare o distruggere il sistema investigato. Inoltre, come puntualizzato da Costanza e Ruth (1998) la modellistica ecologica risulta utile anche per costruire consenso attraverso i processi di democrazia partecipativa e coadiuvare, quindi, le scelte dei decisori politici (*policy makers*). E' infatti possibile realizzare simulazioni di molteplici potenziali scenari in grado di descrivere l'evoluzione nel tempo delle componenti ecologiche, dei gruppi portatori di interesse (*stakeholder groups*) e delle relazioni esistenti tra questi. In Figura 1 viene riportata una classificazione dei potenziali approcci modellistici in ecologia secondo Gertsev e Gertseva (2004).

Una prima distinzione è quella tra modelli **isomorfici** ed **omomorfici**. Un modello si definisce isomorfico o simmetrico relativo quando tutte le componenti del sistema da modellizzare hanno un'analogia componente nel modello. Se tale relazione non è rispettata il modello viene definito omomorfico. E' evidente come tutti i modelli matematici in ecologia siano in realtà omomorfici, in

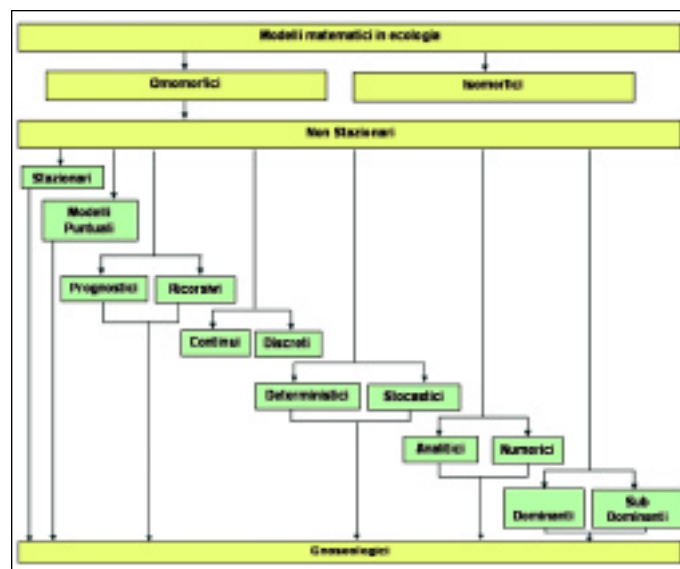


Fig. 1 - Classificazione dei modelli matematici in ecologia secondo Gertsev e Gertseva (2004).

quanto, considerata la complessità dei sistemi investigati, non è possibile rappresentare nel modello ogni singola componente del sistema reale.

La seconda distinzione riguarda i modelli **stazionari** e **non stazionari** (*time-dependent*). Nel caso di una generica funzione:

$$G = f [g(x,y,z)] \quad 2.1$$

il valore di **G** è funzione soltanto dell'argomento **g** e delle coordinate spaziali (**x,y,z**); tale modello è pertanto di tipo stazionario, in quanto l'argomento **g** varia nello spazio ma non nel tempo. Al contrario nel caso della funzione:

$$G = f [g(x,y,z, t)] \quad 2.2$$

il modello si definisce non stazionario. I modelli stazionari rappresentano quindi un caso particolare dei modelli non stazionari e, pertanto, si possono definire inclusi in questi ultimi.

Un'altra distinzione è quella tra modelli **puntuali** (*lumped parameters*) ed a **parametri distribuiti**. Nei primi l'argomento **g** registra omogeneità lungo le coordinate spaziali, mentre la variazione è funzione solo del tempo:

$$G = f [g(t)] \quad 2.3$$

I secondi equivalgono invece ai modelli non stazionari (equazione 2.2).

Per quanto concerne lo studio della dinamica temporale di un sistema i modelli possono essere divisi in **continui** e **discreti**.

Nei modelli continui le equazioni differenziali descrivono l'evoluzione delle variabili nel tempo ad ogni istante. Un modello discreto è invece fondato su "equazioni alle differenze" nelle quali il tempo rappresenta una variabile discreta. Spesso negli studi ecologici la discretizzazione della variabile temporale non costituisce un problema; ad esempio molte popolazioni di animali si limitano ad una sola stagione riproduttiva annua. In tale situazione, per modellizzare il valore di una popolazione nel tempo, si assume un valore di partenza (condizione iniziale) e si applica la stessa funzione **n** volte per **n** anni. Attraverso questo processo di iterazione funzionale, si instaura un anello di retroazione nel quale il valore di uscita di ogni anno serve come valore di entrata per l'anno successivo.

Un'iterazione molto semplice che spesso troviamo in sistemi non lineari e che crea grande complessità è nota come "funzione logistica" o "trasformazione del fornaio":

$$X \rightarrow KX(1-X) \quad 2.4$$

Questa equazione, usata dagli ecologi per descrivere la

crescita di una popolazione sotto l'azione di effetti opposti, è un prototipo dei processi di grande complessità e imprevedibilità definiti tecnicamente col nome di *caos*. La differenza tra modelli **deterministici** e **stocastici** è invece fondata sulla presenza o meno di una distribuzione statistica dei valori computati. Se i valori computati sono esatti (a meno di un errore di calcolo) il modello si dice deterministico. Se invece sono descritti in termini di distribuzione statistica (media, dispersione e varianza) il modello si dice statistico.

Un'ulteriore suddivisione riguarda i modelli **analitici** e **numerici**. Nei primi una funzione analitica ci consente di descrivere il comportamento di un sistema reale ad ogni istante. Non sempre però è possibile risolvere un problema analiticamente, per cui a volte è necessario definire le relazioni del sistema attraverso equazioni parametrizzate numericamente e risolte con l'ausilio del *computer* (modello numerico).

I modelli numerici, spesso definiti anche simulazioni numeriche, sono fondati su basi di dati (*data set*) rilevati nei sistemi reali e dei quali si vuole simulare la dinamica evolutiva.

L'ultima distinzione riguarda i modelli **dominanti** e **sub-dominanti**. Se sviluppiamo un modello matematico che successivamente viene validato grazie all'osservazione del sistema reale, definiamo il modello come dominante. Viceversa, un modello sub-dominante viene costruito sulla base delle osservazioni e dei dati prodotti dal monitoraggio del sistema reale.

In conclusione, possiamo affermare che l'implementazione e la simulazione di modelli matematici in ecologia riveste un ruolo "gnoseologico", in quanto ci induce ad analizzare in dettaglio le componenti e le relazioni di un sistema, incrementando in ultima analisi la conoscenza del suo funzionamento.

3. Struttura di un modello ecologico

Nella sua formulazione matematica un modello ecologico si compone di cinque parti fondamentali: le funzioni forzanti (o variabili esterne), le variabili di stato, le equazioni matematiche, i parametri e le costanti universali.

Le **funzioni forzanti** sono funzioni o variabili esterne al sistema considerato, che agiscono su quest'ultimo forzandone l'evoluzione.

Le **variabili di stato** (come indica il loro nome) descrivono lo stato del sistema. Ad esempio: in un modello di competizione le variabili di stato saranno rappresentate dalle popolazioni considerate; in un modello di inquinamento dai valori degli inquinanti monitorati; ecc. La selezione delle variabili di stato è una scelta di cruciale importanza nella struttura del modello, anche se in alcu-

ni casi la loro scelta risulta implicita. Risulta ovvio, comunque, che queste scelte presuppongono oltre alla conoscenza del sistema investigato, anche un certo grado di esperienza.

Le **equazioni matematiche** sono usate per descrivere l'evoluzione dei processi biologici, fisici e chimici. In particolare esse descrivono le relazioni tra funzioni forzanti e variabili di stato.

I **parametri** sono coefficienti nelle formulazioni matematiche dei processi.

In un modello causale un parametro avrà un valore definito (ad esempio un tasso di accumulo di una sostanza tossica in una pianta). Molti parametri non sono però indicati in letteratura come costanti, ma bensì come intervalli (*range*). Inoltre, va precisato che spesso l'applicazione di parametri come valori costanti risulta poco realistica a causa di numerose retroazioni (*feedback*) presenti nel sistema reale, elemento quest'ultimo che contribuisce a determinarne la sua complessità.

Una fase essenziale nella procedura modellistica, che spesso precede la formalizzazione matematica del modello, è la ricognizione verbale del problema.

von Neumann definisce un modello matematico come: "un costruito matematico che, con l'aggiunta di certe interpretazioni verbali, descrive dei fenomeni osservati".

Il modello verbale è comunque abbastanza difficile da visualizzare, pertanto risulta più conveniente tradurlo in un diagramma concettuale che contiene le variabili di stato, le funzioni forzanti e le indicazioni su come le componenti del sistema sono interrelate attraverso la formulazione matematica dei processi. Questo è anche l'approccio del linguaggio energetico simbolico di Odum (1996) orientato alla descrizione qualitativa del sistema investigato e utile per la formalizzazione del costruito matematico del modello, successivamente utilizzato per l'analisi quantitativa e dinamica (Figura 2).

All'interpretazione verbale del modello, la realizzazione del diagramma concettuale e la sua formulazione matematica, fanno seguito altri stadi di fondamentale importanza nella procedura modellistica: *la calibrazione, l'analisi di sensitività e la validazione.*

In Figura 3 viene riportata una schematizzazione della procedura modellistica: processo iterativo con numerose retroazioni tra le diverse fasi.

4. Applicazioni Modellistiche

In generale, possiamo affermare che il campo della modellistica ecologica è stato sviluppato notevolmente negli ultimi venti anni, grazie soprattutto a due fattori principali:

1) lo sviluppo della *computer technology*, che ha con-

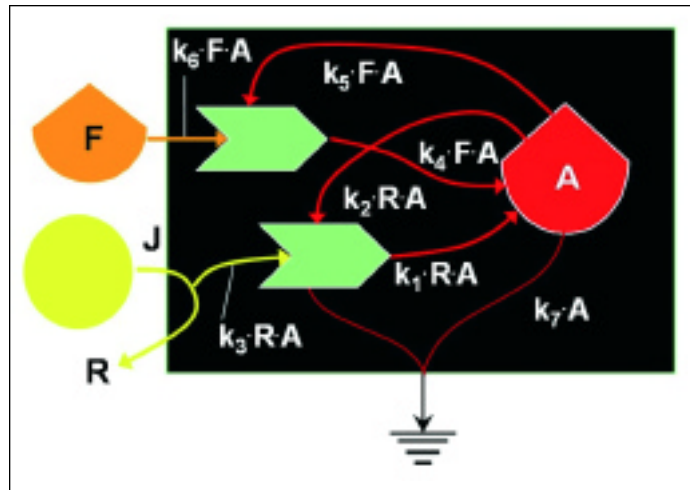


Fig. 2 - Esempio di diagramma energetico simbolico: Sistema alimentato da risorse energetiche rinnovabili e non rinnovabili. Odum e Odum, 2000.

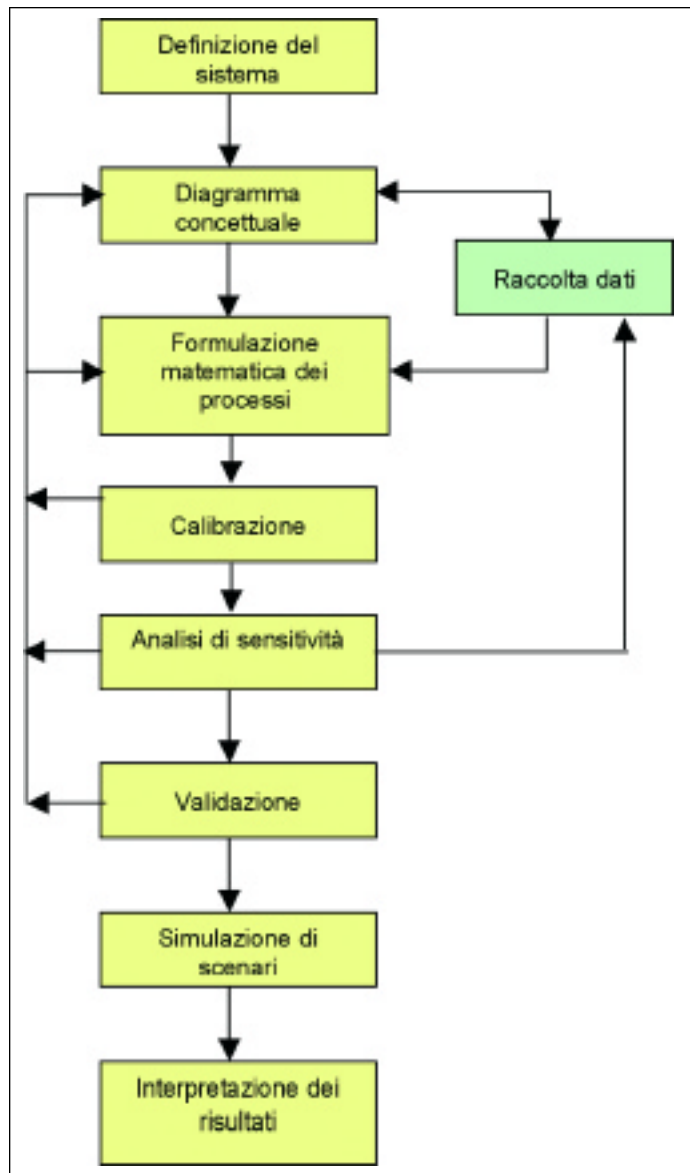


Fig. 3 - Procedura modellistica completa: fasi e retroazioni.

sentito la risoluzione di problemi computazionali anche molto complessi;

2) la comprensione generalizzata dei processi d'inquinamento.

L'ecologia teorica ha trovato nella modellistica ecologica lo strumento ideale per l'applicazione del suo *corpus* teorico ai fenomeni del mondo reale.

L'approccio modellistico in ecologia non è finalizzato alla realizzazione di astratti esercizi di pura logica o di coerenza matematica; rappresenta piuttosto un elemento di commistione tra le discipline *hard* (matematica, fisica, chimica) e quelle *soft* (biologia, ecologia), con il fine ultimo di aumentare la conoscenza della complessa rete di processi che regolano il funzionamento dell'ecosistema. A tal proposito sono stati sviluppati numerosi *software* in grado di simulare la dinamica evolutiva di sistemi biologici ed ecologici. Tra questi, i linguaggi di programmazione simbolica prevedono alcuni passi caratteristici che possiamo riassumere nei seguenti stadi principali:

- 1) Realizzazione di uno schema simbolico del sistema fisico in grado di descrivere forzanti, flussi, depositi (*stock*), ecc.;
- 2) inizializzazione del modello per mezzo di valori iniziali, parametri, costanti ed equazioni;
- 3) generazione di risultati (*output*) numerici e grafici derivanti dalla simulazione (*run del modello*);
- 4) validazione;
- 5) simulazione di scenari;
- 6) lettura ed interpretazione dei risultati.

Di seguito vengono descritte due applicazioni modellistiche sviluppate attraverso il *software* STELLA, linguaggio di programmazione simbolica in grado di fornire all'ecologo un versatile ed efficace strumento per lo studio dei sistemi dinamici (Hannon e Ruth, 1997; Odum e Peterson, 1996).

4.1 Il linguaggio STELLA

Il linguaggio STELLA³ (*Systems Thinking in an Experimental Learning Lab with Animation*) è uno strumento potente e flessibile, orientato alla costruzione di modelli di sistemi e processi dinamici (Hannon e Ruth, 1997).

La costruzione di un modello dinamico in STELLA è basato su tre livelli di interfaccia con l'utente:

1. il livello di interfaccia grafica;
2. il livello di interfaccia delle equazioni;
3. il livello di interfaccia per la gestione dei risultati.

Il livello di interfaccia grafica consente la realizzazione del "modello simbolico" mediante l'utilizzo di quattro oggetti principali: depositi, flussi, convertitori e connettori (Figura 4).

Durante la generazione del "modello simbolico" il

software genera automaticamente le equazioni (inizializzate poi dall'utente) che consentono la successiva simulazione del modello.

I risultati delle simulazioni possono essere visualizzati come grafici, tabelle o filmati, mentre l'analisi di sensibilità permette l'esplorazione dei possibili scenari evolutivi.

Questo tipo di procedura risulta particolarmente vantaggiosa per il modellista ecologo, il quale avendo una buona conoscenza del sistema è in grado di rappresentare graficamente le sue connessioni logiche, senza peraltro dover formalizzare in anticipo la struttura matematica dello stesso modello.

4.2 Il modello FKN (o anche Oregonatore)

Il modello FKN⁴ (detto anche *Oregonatore*) è un modello di oscillazione chimica (Field *et al.*, 1972). Tale modello conferma il fatto che le oscillazioni chimiche esistono davvero e non sono solo il frutto di elucubrazioni teoriche (Prigogine, 1982). Al contrario del *Brussellatore*, che rappresenta invece un modello teorico, l'*Oregonatore* si applica infatti ad un caso realmente osservato in natura.

La reazione alla base del modello è la famosa reazione di *Belousov-Zhabotinsky*. Questa reazione consiste nell'ossidazione catalitica dell'acido malonico ($\text{CH}_2(\text{COOH})_2$) in una soluzione acida di acido solforico con bromato di potassio. Nella reazione classica si usa la coppia redox $\text{Ce}^{4+}/\text{Ce}^{3+}$. Lo ione Ce^{4+} è incolore, mentre lo ione Ce^{3+} assume una colorazione giallo-rossa. Questo sistema si prepara facilmente mescolando 100 ml di una soluzione 0.1 M di bromato di potassio e 0.1 M di acido malonico in acido solforico 3 M, aggiungendo una piccola quantità di ione Ce^{4+} sotto forma di solfato di cerio. Dopo un periodo di induzione di circa 10 - 15 minuti si osservano dei "lampi" di colorazione giallo-rossa nella soluzione, indice di un repentino aumento della concentrazione del Ce^{3+} , colorazione che scompare nel giro di pochi secondi e ricompare periodicamente con una frequenza molto regolare. Tali oscillazioni possono perdurare anche per più di un ora.

Sebbene non si conosca nei minimi dettagli il meccanismo della trasformazione, uno dei modelli proposti si basa sulla seguente sequenza di reazioni chimiche:

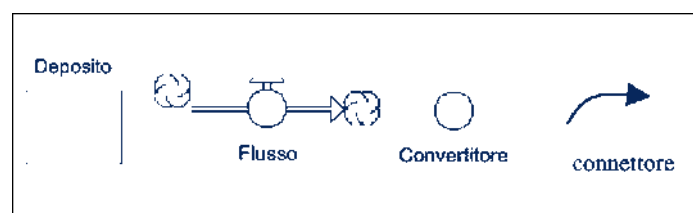
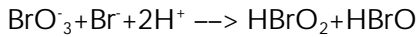
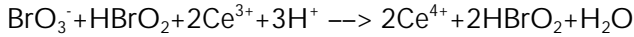


Fig. 4 - Simboli grafici per la modellizzazione nel linguaggio STELLA.

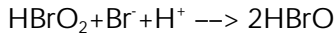
1) Generazione di HBrO_2 :



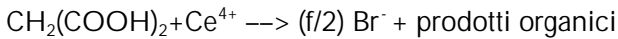
2) Produzione autocatalitica di HBrO_2 :



3) Consumo di HBrO_2 :



4) Ossidazione dei reagenti organici:



Nel modello FKN la concentrazione dell'acido malonico è supposta costante, mentre f è un parametro variabile. In Figura 5 vediamo una capsula di Petri sulla quale è stata adagiata una soluzione di acido malonico, bromato di potassio e solfato di cerio in acido solforico, in concentrazioni tali da permettere la reazione di *Belousov - Zhabotinsky*. Si notino le onde spaziali di concentrazione che si formano sulla superficie della soluzione, trasportate per diffusione.

In Figura 6 e 7 vengono riportati rispettivamente lo schema simbolico del modello di *Oregonatore* realizzato nel linguaggio STELLA ed il listato del modello con la dichiarazione delle variabili (Franzese, 2002). Dai risultati grafici (Figura 8), generati dalla simulazione



Fig. 5 - Oscillazioni chimiche ad onda nella Reazione di Belousov-Zhabotinsky.

del modello si evidenzia come le concentrazioni relative di bromuro acido, Br^- e Ce^{4+} , oscillino nel tempo in accordo con l'osservazione sperimentale. Casi di onde spaziali non stazionarie si osservano anche nel mondo biologico a diverse scale spazio-temporali (Franzese *et al.*, 2003b).

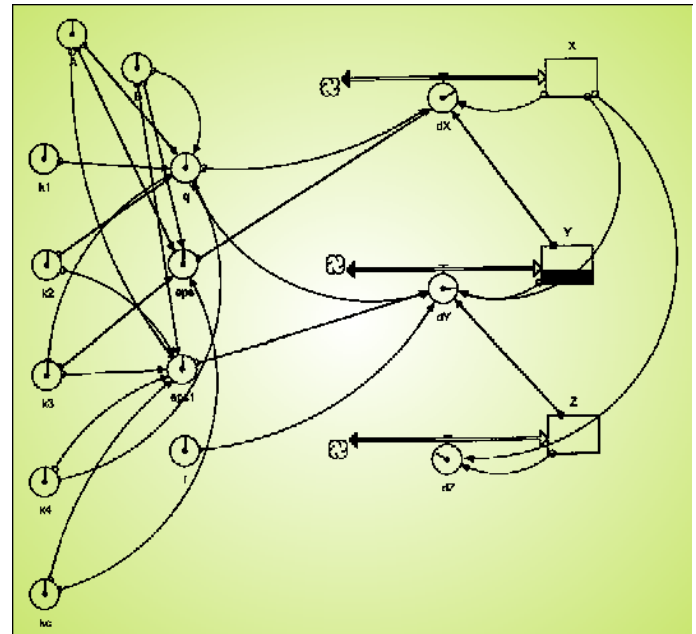


Fig. 6 - Schema simbolico del modello di *Oregonatore* in STELLA (livello di interfaccia grafica).

| | |
|--|---|
| $X(t) = X(t - dt) + (dX) * dt$ INIT X = 0.5 INFLOWS: $dX = (q*y - x*y + x*(1-x))/eps$ | $A = 0.06$ $B = 0.02$ $eps = kc*B/(k3*A)$ $eps1 = 2*kc*k4*B/(k2*k3*A)$ $f = 1$ $k1 = 1.28$ $k2 = 2.4E+6$ $k3 = 33.6$ $k4 = 3000$ $kc = 1$ $q = 2*k1*k4*B/(k2*k3*A)$ |
| $Y(t) = Y(t - dt) + (dY) * dt$ INIT Y = 500 INFLOWS: $dY = (-q*y - x*y + f*z)/eps1$ | |
| $Z(t) = Z(t - dt) + (dZ) * dt$ INIT Z = 0.1 INFLOWS: $dZ = x - z$ | |

Fig. 7 - Listato del modello e dichiarazione delle variabili nel modello di *Oregonatore* in STELLA (livello di interfaccia delle equazioni).

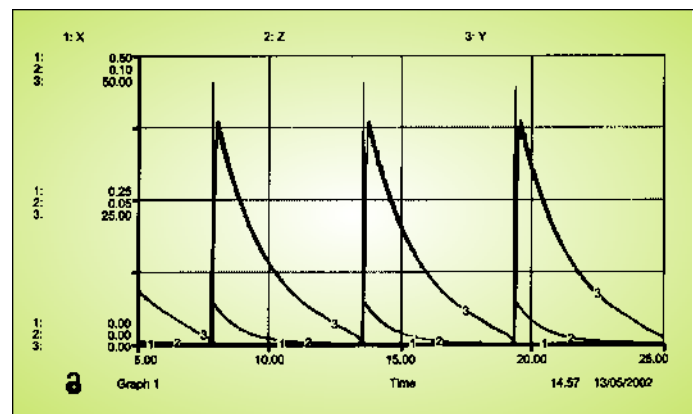


Fig. 8 - Risultati grafici della simulazione per il modello di *Oregonatore* in STELLA (livello di interfaccia dei risultati).

4.3 Il modello TWOSNUT

Il modello *TWO STAGE NUTRIENT*⁵ (TWOSNUT) è un modello di assunzione dei nutrienti a due stadi basato sul seguente schema logico.

Consideriamo una cellula con concentrazione interna di nutrienti **Q**, immersa in un mezzo con concentrazione di nutrienti **N**. (Figura 9). La crescita della biomassa cellulare **X** sarà direttamente dipendente dalla concentrazione interna dei nutrienti, piuttosto che da quella esterna, mentre l'assunzione dei nutrienti sarà proporzionale alla biomassa cellulare. Tale fattore di proporzionalità viene definito nel modello come **MU**. Attraverso la respirazione e la mortalità, i nutrienti tornano in soluzione fuori dalla cellula. Il ritorno dei nutrienti dalla cellula alla soluzione è espresso dal tasso **R**, anch'esso proporzionale alla biomassa cellulare. Se definiamo **Q₀** come il livello minimo di concentrazione interna dei nutrienti, la variazione in biomassa cellulare ΔX si può esprimere come:

$$X = \text{IF } Q \geq Q_0 \text{ THEN } (\text{MU} - R) * X, \text{ ELSE } = 0$$

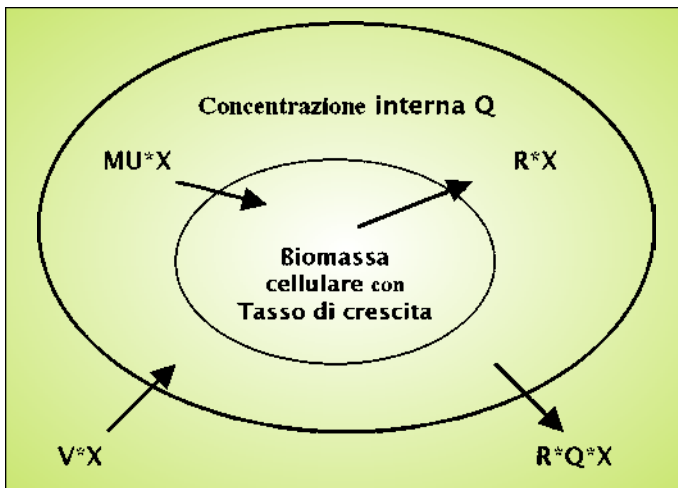


Fig. 9 - Schema del sistema cellulare.

La variazione nella concentrazione dei nutrienti fuori dalla cellula, ΔN , dipende dalla migrazione dei nutrienti attraverso la membrana cellulare:

$$N = \text{IF } N > 0 \text{ THEN } (R * Q * X - V * X), \text{ ELSE } = 0$$

dove $(R * Q * X)$ rappresenta il ritorno di nutrienti all'ambiente esterno, funzione della concentrazione interna **Q**. L'equazione del bilancio di nutrienti per la concentrazione interna è:

$$Q = \text{IF } Q \geq Q_0 \text{ THEN } (V - \text{MU} * Q), \text{ ELSE } = 0$$

che rappresenta una forma dell'equazione di *Monod*, usata per predire la variazione nella concentrazione interna. I tassi **V** ed **MU** sono calcolati dalla formula di

Michaelis-Menten, la cui forma generale deriva dall'equazione enzima substrato:

$$V = \text{VM} * N / (\text{KN} + N)$$

$$\text{MU} = \text{MU BAR} * (Q - Q_0) / (\text{KQ} + (Q - Q_0))$$

con **VM** tasso massimo di assunzione dei nutrienti per unità di biomassa, **KN** pari ad un mezzo della costante di saturazione per l'assunzione dei nutrienti, **KQ** pari ad un mezzo della costante di saturazione per la crescita ed **MU BAR** tasso massimo di crescita della biomassa (Hannon e Ruth, 1997).

Lo schema simbolico del modello (Figura 11) denota tre equazioni differenziali con i relativi parametri, esplicitamente definite nel listato (Figura 10).

```

N(t) = N(t - dt) + (±N) * dt
INIT N = 0.5 {mg/litro}
INFLOWS:
±N = IF N > 0 THEN R*Q*X - V*X ELSE 0
Q(t) = Q(t - dt) + (±Q) * dt
INIT Q = 0.02 {mg/mg di X}
INFLOWS:
±Q = IF Q < Q_0 THEN V - MU*Q ELSE 0
X(t) = X(t - dt) + (±X) * dt
INIT X = 0.01 {mg/litro. Biomassa cell. totale per litro}
INFLOWS:
±X = IF Q < Q_0 THEN (MU - R)*X ELSE 0
K_N = 0.05 {mg/litro}
K_Q = 0.03 {mgN/mgX}
MU = MU_BAR*(Q - Q_0)/(K_Q + (Q - Q_0))
{1/ora}
MU_BAR = 0.1 {1/ora}
Q_0 = 0.02 {mgN/mgX}
R = 0.01 {1/ora}
V = V_M*N/(K_N+N) {mgN/mgX/ora}
V_M = 0.03 {mgN/mgX/ora}
    
```

Fig. 10 - Listato del modello TWOSNUT in STELLA.

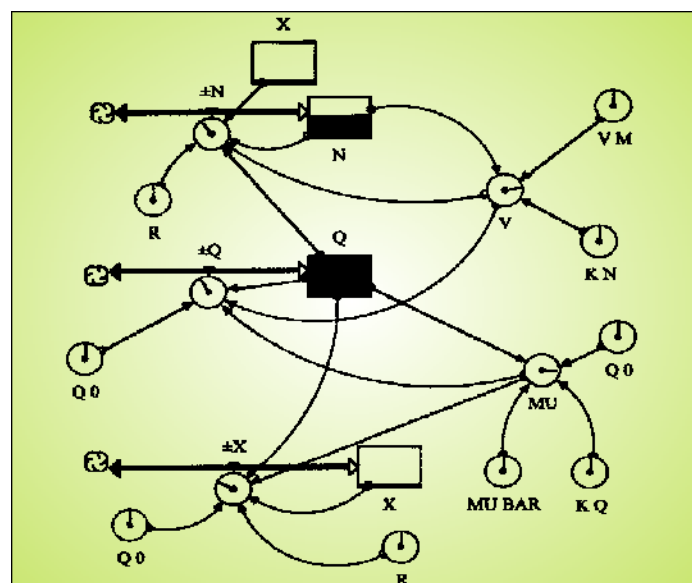


Fig. 11 - Schema simbolico del modello TWOSNUT nel linguaggio STELLA.

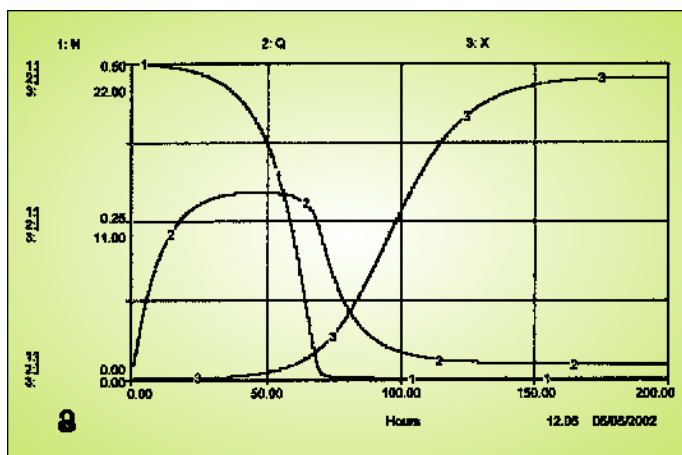


Fig. 12 - Risultati grafici del modello TWOSNUT generati in STELLA.

Dopo aver scelto nel pannello di controllo relativo alle specifiche temporali un intervallo $\Delta t = 0.125$ ore ed il metodo di integrazione Runge-Kutta 4 operiamo la simulazione. I risultati grafici riportati in Figura 12 mostrano come la concentrazione e la biomassa varino con il tempo, e, come il tasso di crescita cellulare dipenda dalla concentrazione interna dei nutrienti.

5. Conclusioni

Un sistema può essere definito come un insieme di componenti interagenti (von Bertalanffy, 1971). I modelli ci aiutano a capire come i sistemi funzionano e sono organizzati. Le simulazioni dinamiche evidenziano la dimensione temporale di un sistema, ovvero come le sue componenti crescono e cambiano nel tempo (Odum e Odum, 2000).

L'adozione di un approccio olistico fondato sul pensiero sistemico (*systems thinking*) e lo studio modellistico sembrano porre l'ecologo di fronte ad una scelta di paradigma (Kuhn, 1969): l'analisi o la sintesi di un sistema?

Il termine "analizzare" descrive lo studio di un sistema o di un organismo incentrato sulla riduzione di questo ai suoi costituenti elementari; "sintesi" significa invece cercare di cogliere il funzionamento, gli effetti e le proprietà generali dell'intero sistema (Franzese *et al.*, 2003a).

In realtà l'approccio modellistico-ecodinamico è un processo contestuale di analisi e di sintesi.

I modelli di simulazione realizzati attraverso i linguaggi di programmazione simbolica (STELLA) sembrano offrire un valido strumento per il superamento di questa dicotomia, consentendo lo studio "non invasivo" dei sistemi ecologici e l'esplorazione di molteplici scenari evolutivi. In conclusione, possiamo affermare che i linguaggi di programmazione simbolica sono in grado di fornire all'ecologo un versatile ed efficace strumento per lo studio dei sistemi dinamici a diverse scale spaziali.

NOTE

1. Vito Comar, Institute for Environment and Development (I.M.A.D.), Dourados, MS, Brasile. E-mail: vito_comar@uol.com.br www.imad.org.br
2. Fenomeno conosciuto anche come "effetto farfalla", o più tecnicamente come "dipendenza sensibile dalle condizioni iniziali".
3. Software STELLA: <http://www.iseesystems.com/>
4. L'acronimo del modello FKN si riferisce alle iniziali degli autori Field, Koros, Noyes. Vedi la relativa nota bibliografica.
5. Tratto da Hannon B., Ruth M., 1997. Vedi nota bibliografica n. 10

Bibliografia

- 1) Beyers R. J., H. T. Odum, 1993. Ecological microcosmos. Springer Verlag.
- 2) Capra F., 1997. La rete della vita. Rizzoli.
- 3) Costanza R., Ruth M., 1998. Using Dynamic Modeling to Scope Environmental Problems and Build Consensus. *Environmental Management*, vol. 22, No. 2, pp. 183-195.
- 4) Field R. J., E. Koros, M. Noyes, 1972. *J. Am. Chem. Soc.*, 94, pp. 8649-8664.
- 5) Franzese P. P., A. Riccio, A. Scopa. 2003a. Valutazione della sostenibilità ambientale: verso un approccio ecodinamico. *Biologi Italiani*, Anno XXXIII, n.7: 58-60.
- 6) Franzese P. P., A. Scopa, A. Riccio, G. Barone. 2003b. Studio di sistemi complessi: la prospettiva ecodinamica in chimica-fisica ambientale. *Biologi Italiani*, Anno XXXIII, n.11: 39-45.
- 7) Franzese P. P., 2002. Analisi eMergetica in ambiente GIS nel Parco Regionale di Roccamonfina: un approccio ecodinamico. Tesi di laurea in Scienze Ambientali. Università degli Studi di Napoli Parthenope.
- 8) Gertsev V.I. e V.V. Gertseva, 2004. Classification of mathematical models in ecology. *Ecological Modelling*, 178:329-334.
- 9) Gleick J., 1996. Caos. La nascita di una nuova scienza. Sansoni.
- 10) Hannon B., Ruth M., 1997. Modeling Dynamic Biological Systems. Springer-Verlag, New York.
- 11) Israel G., 1994. Immagini matematiche della realtà. Le Scienze Quaderni n. 81.
- 12) Jørgensen S. E., 1997. Integration of Ecosystem Theories: A Pattern. Kluwer Academic Publishers.
- 13) Kuhn T., 1969. La struttura delle rivoluzioni scientifiche. Einaudi.
- 14) Mandelbrot B., 1987. La geometria della natura. Sulla teoria dei Frattali. Imago.
- 15) Morin E., 1990. Introduzione al pensiero complesso. Sperling & Kupfer.
- 16) Odum H.T., N. Peterson, 1996. Simulation and evaluation with energy systems blocks. *Ecological Modelling*, 93: 155-173.
- 17) Odum H.T., 1994. Ecological and General Systems. University Press of Colorado.
- 18) Odum H.T., E. Odum, 2000. MODELING for all SCALES. Academic Press, USA.
- 19) Prigogine I., 1997. La fine delle certezze. Bollati Boringhieri.
- 20) Prigogine I., 1982. Le strutture dissipative. Sansoni.
- 21) Prigogine I., Kondepudi D., 2002. TERMODINAMICA. Dalle macchine termiche alle strutture dissipative. Bollati Boringhieri.
- 22) Ulanowicz R. E., 2004. On the nature of ecodynamics. *Ecological Complexity*, 1:341-354.
- 23) von Bertalanffy L., 1971. Teoria generale dei sistemi. Mondadori.
- 24) Vulpiani A., 1994. Determinismo e Caos. Nuova Italia Scientifica, Roma.
- 25) Wainwright J., M. Mulligan, 2004. Environmental Modelling. Wiley.
- 26) Zannarini G., 1996. Complessità come modo di pensare il mondo. In Caos e Complessità. CUEN.