

4.1.7 - Conclusioni

La CWT ha mostrato come il classico metodo a “predittore-correttore” di Milne, anche se più accurato del metodo di Runge-Kutta, produce alcune irregolarità nel suo algoritmo di generazione della soluzione. Inoltre, introducendo l’anomalia, il metodo di Milne non consente di rilevarla al contrario degli altri metodi.

4.2 - Il problema della classificazione delle condizioni di funzionamento: una processazione ortogonale applicata ad un sistema meccanico.

4.2.1 - Introduzione

Dato un qualunque sistema meccanico, la tecnologia attuale consente la misurazione di determinate grandezze di stato del sistema, quali accelerazioni, velocità, posizioni, forze e quant'altro. Risulta però difficile, a partire da queste misurazioni, dedurre le condizioni di funzionamento del sistema, quali ad esempio lo stato tribologico, presenza di eventuali eccentricità o mancanza di lubrificazione.

E' però possibile pensare di effettuare un elevato numero di misure su condizioni di funzionamento note e classificare tali misure in un data-base. Detto data-base deve essere strutturato in maniera tale da consentire il confronto con un segnale relativo ad una condizione di funzionamento ignota e permetterne la classificazione.

Si apre quindi la strada alla diagnostica in tempo reale del sistema, vale a dire che dalle misure effettuate è possibile determinare le condizioni di funzionamento del sistema stesso e da queste dedurre importanti informazioni utili alla prevenzione dei guasti ed alla manutenzione.

A tal fine sono necessari strumenti di indagine dei segnali acquisiti sperimentalmente, e degli strumenti statistici per la loro successiva classificazione.

Per l'analisi del segnale si adopera la DWT, che consente di proiettare il segnale stesso in un'infinità numerabile di direzioni ortogonali.

Per quanto riguarda il trattamento dei dati rilevati e filtrati dalla DWT si effettua il confronto tra due metodologie: l'analisi discriminante e la Fuzzy-Logic.

Il confronto verrà effettuato verificando che segnali classificati con successo.

4.2.2 - Il sistema camma-piattello

Il sistema preso in esame è la coppia cinematica camma-piattello.

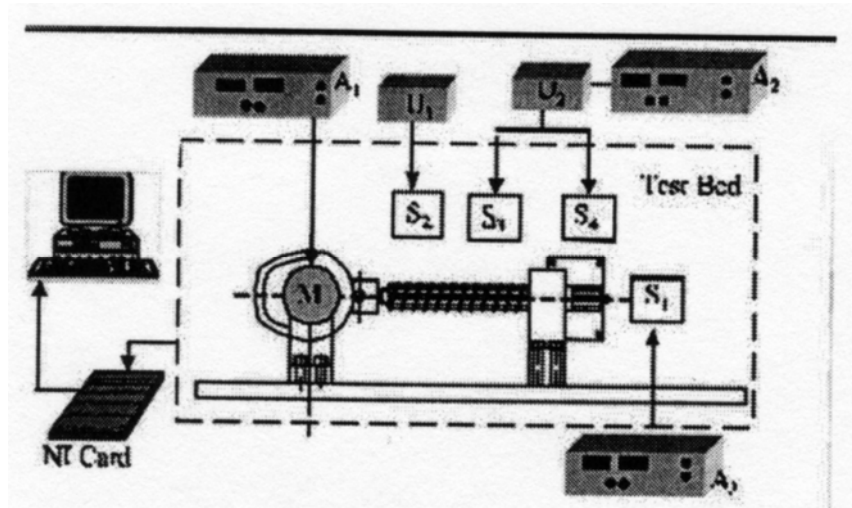
La camma è un elemento meccanico utilizzato per trasmettere il movimento desiderato ad un altro elemento meccanico, per contatto diretto. In particolare lo scopo della camma è la trasmissione di energia, moto o informazione.

Di solito la coppia camma-piattello è costituita da tre elementi essenziali: un elemento guidante chiamato camma, un elemento guidato chiamato piattello o punteria, ed una struttura fissa.

Siccome la trasmissione avviene per contatto diretto, il moto che si preleva dal cedente della coppia (piattello) è intimamente legato allo stato tribologico delle superfici a contatto, e quindi all'usura.

Le grandezze fisiche prese in esame sono l'accelerazione angolare della camma, e l'accelerazione traslazionale del piattello. Le grandezze misurate devono poi essere processate da un sistema elettronico.

Passiamo quindi ad una descrizione più dettagliata del banco di lavoro:



Riferendosi alla figura un accelerometro S1 è stato installato sull'estremità libera del piattello per monitorare la sua accelerazione. Inoltre vengono valutate le caratteristiche dinamiche attraverso il sistema S2 installato sull'albero attuatore del motore. Un condizionatore di segnale e un amplificatore U2, sono stati usati con l'obiettivo di raggiungere un adeguato valore energetico prima di essere inviati a S2 e per ridurre il rumore del segnale misurato. Un tachimetro S3 ed un encoder S4 sono stati installati sull'albero della camma. In particolare l'encoder dà la possibilità di monitorare l'angolo dell'albero della camma, mentre il tachimetro viene utilizzato per monitorare la sua velocità angolare. I sistemi A1, A2 e A3 sono utilizzati con l'obiettivo di raggiungere differenti tensioni di input per i sensori S1 S3 S4 ed il motore M. Il sistema camma-piattello è montato su una struttura fissata ad un banco di prova piano. Per acquisire e manipolare i dati dall'accelerometro, sono stati utilizzati il software Labview e la scheda di acquisizione AT-M10-16F-5.

4.2.3 - Analisi Wavelet

I segnali rilevati dagli accelerometri vengono analizzati mediante la trasformata Wavelet discreta. Ciò consente, come detto, di proiettare la funzione in "direzioni" ortogonali. Questa operazione di proiezione consente di separare al meglio le informazioni contenute nel segnale, cercando di renderle quanto più possibile indipendenti.

Come sappiamo, infatti, l'analisi wavelet consente di studiare i dettagli di un segnale per vari livelli di approssimazione. Ogni livello è rappresentato in una base ortogonale a tutti gli altri livelli. Grazie a questa proprietà di ortogonalità è possibile rappresentare in maniera efficace il segnale.

In particolare i segnali relativi alle accelerazioni di camma e piattello vengono scomposti su 10 livelli. Per ogni livello viene calcolata l'entropia. Quindi ad un segnale vengono associati 10 valori di entropia che caratterizzano il segnale stesso, definendo così un vettore caratterizzante. Tale vettore è la rappresentazione in un spazio astratto del segnale e consente di trattare un segnale di accelerazione come un'entità geometrica.

4.2.4 - La base dati

Data la strumentazione indicata è possibile effettuare prove ripetute finalizzate all'ottenimento di un data base.

Si determinano le seguenti possibili condizioni di funzionamento:

Group	Characteristics
	OF0 L0 V5-
4	OF0 L0 V5+
11	OF0 L0 V6-
12	OF0 L0 V6+

Group	Characteristics
7	OF0 L1 V5-
8	OF0 L1 V5+
15	OF0 L1 V6-
16	OF0 L1 V6+

Group	Characteristics
5	OF1 L0 V5-
6	OF1 L0 V5+
13	OF1 L0 V6-
14	OF1 L0 V6+

Group	Characteristics
1	OF1 L1 V5-
2	OF1 L1 V5+
9	OF1 L1 V6-
10	OF1 L1 V6+

Family	Group signals
1	3, 4, 11, 12
2	7, 8, 15, 16
3	5, 6, 13, 14
4	1, 2, 10, 11

Legend: OF0 = no off-centre; **OF1** = presence off-centre.
L0 = no lubrication; **L1** = presence of lubrication.
V5+ = 60 rpm and clockwise **V5-** = 60 rpm and anticlockwise.
V6+ = 80 rpm and clockwise **V6-** = 80 rpm and anticlockwise.

Si è scelto quindi di considerare 16 condizioni di funzionamento a loro volta raggruppate in 4 famiglie. Quindi si esaminano 4 casi generali particolarizzati in 4 sotto-casi. Tali sotto-casi descrivono l'insieme dei gruppi che descrivono la classificazione che si ha intenzione di effettuare.

Pertanto ogni condizione di funzionamento deve essere descritta da più prove, al fine di costruire un gruppo.

La base dati è ottenuta come segue: si effettuano N prove ripetute per ogni condizione di funzionamento. I $16 \cdot N$ segnali ottenuti vengono processati mediante l'analisi wavelet, scomposti in 10 livelli e calcolate le entropie per ogni livello. Ogni segnale è quindi completamente descritto da 12 variabili: le prime due per indicare la famiglia ed il gruppo di appartenenza e le altre 10 per indicare l'entropia.

I dati così ottenuti vengono dati in pasto ad algoritmi statistici di raggruppamento. Tali algoritmi effettuano il raggruppamento dei segnali valutando le 10 entropie calcolate per ogni segnale. Viene poi verificata la correttezza della classificazione grazie alle variabili che indicano il gruppo e la famiglia "veri" di appartenenza. Se una buona percentuale di segnali viene classificata correttamente, allora il metodo può essere applicato anche per la classificazione di segnali relativi a condizioni di funzionamento ignote.

4.2.5 - Analisi discriminante

L'analisi discriminante è un metodo di classificazione statistico basato sull'analisi delle matrici di varianze-covarianze e sulla massimizzazione del lambda di Wilks. Volendo spiegare in maniera semplice il criterio che c'è alla base, osserviamo che ogni segnale è rappresentato da 10 variabili. In questo modo si è stabilita una corrispondenza tra lo spazio dei segnali e lo spazio 10-dimensionale (spazio delle variabili decisionali). E' lecito pensare che segnali appartenenti allo stesso gruppo si traducono in vettori che occupano una precisa regione dello spazio, e che ad ogni gruppo corrisponda una regione diversa.

Il problema della massimizzazione del lambda di Wilks può essere geometricamente interpretato come segue: determinare un sottospazio S dello spazio delle variabili decisionali tale, tale che la proiezione su S di tutti i vettori considerati sia tale da minimizzare le varianze interne relative ad un gruppo e massimizzare le covarianze tra gruppi.

Tale proiezione viene fatta mediante una funzione detta funzione discriminante. Le variabili che generano il sottospazio prendono il nome di variabili di decisione canonica.

Agendo come descritto è possibile trovare delle variabili canoniche (di numero inferiore a 10) che influiscono più delle altre nel raggruppamento.

Valutando la funzione canonica per ogni vettore si effettua la classificazione desiderata.

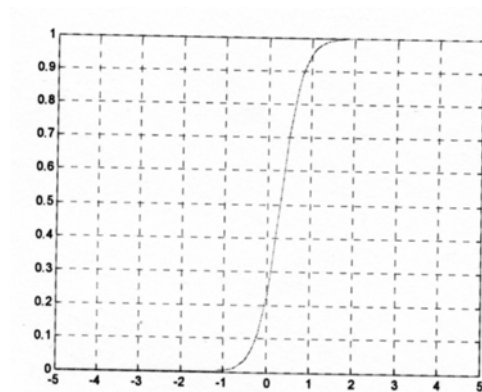
4.2.6 - Analisi Fuzzy

L'analisi Fuzzy si fonda su un criterio completamente diverso di quello dell'analisi discriminante. Essa è basata sul concetto di appartenenza: ogni segnale può o non può appartenere ad un determinato gruppo. A differenza della logica booleana, tale concetto di appartenenza non è espresso da una variabile discreta che può assumere i valori 0 e 1, si adoperava piuttosto una variabile continua che descrive tutto l'intervallo [0,1].

Si costruisce quindi una funzione che valutando una variabile decisionale, fornisce il grado di appartenenza ad un determinato insieme.

Nel nostro caso sono presenti 10 variabili decisionali per ogni segnale e 16 gruppi possibili di appartenenza.

Le funzioni di appartenenza adoperate sono tutte del tipo sigmoidale, come illustra la figura:



Tale funzione sigmoidale si caratterizza mediante due parametri: μ che si riferisce al grado di simmetria, σ che si tiene conto della pendenza. Una funzione di appartenenza sigmoidale che presenta un'asimmetria ed una pendenza molto pronunciate è indice di una buona appartenenza ad un gruppo.

L'ascissa della funzione di appartenenza è la variabile di decisione. Nel nostro caso tale variabile è costituita dalle entropie dei vari livelli delle analisi wavelet.

4.2.7 - Risultati

L'applicazione delle Dwt concentra il proprio studio in corrispondenza del punto in cui il profilo della camma cambia. I risultati statistici sono significativi e mostrano l'esistenza di 16 gruppi appartenenti alle 4 famiglie. Mediante l'analisi discriminante l'82,5% dei casi è stato classificato in maniera esatta. In tabella sono mostrati gli autovalori, la percentuale di varianza e la correlazione canonica ottenuta per ognuna delle funzioni discriminanti

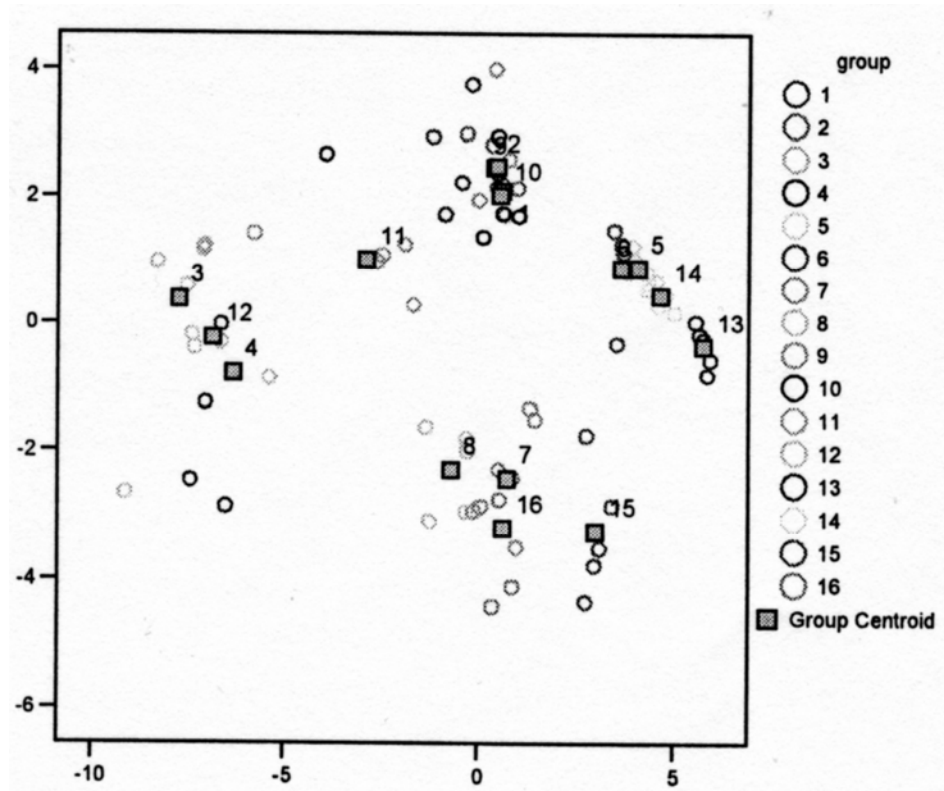
Function	Eigenvalue	% of Variance	Cumulative %	Canonical Correlation
1	19,609 ^a	81,6	81,6	,975
2	4,408 ^a	18,4	100,0	,903

a. First 2 canonical discriminant functions were used in the analysis.

Come ci si aspettava non tutte le variabili impiegate sono state utilizzate per classificare i dati al fine di assegnare ogni segnale alla famiglia giusta.

Nella seconda analisi è stata applicata la logica Fuzzy, con l'obiettivo di migliorare la risposta in termini di classificazione. Il risultato del processo di clustering fuzzy è molto interessante: il 98% dei casi sono stati ben classificati.

La seguente figura mostra tutti i gruppi ottenuti attraverso l'analisi fuzzy. Si può notare l'esistenza di 4 famiglie ben definite, e per ognuna di esse la presenza di 4 gruppi.



Si noti che il gruppo 11 appartenente alla famiglia 1, si trova tra la famiglia 1 e la 4. La ragione è legata al fatto che al momento del test vi è stato un abbassamento della tensione che ha provocato la riduzione della velocità di rotazione della camma.

In questa fase si vuole ottenere una espressione analitica in grado di definire il moto del piattello.

L'analisi sarà concentrata in corrispondenza del punto della camma in cui il profilo cambia.

Si consideri il movimento della camma attorno al suo centro o , avente velocità angolare costante a . Se supponiamo che il piattello è in A'' al tempo $t=0$, in A al tempo $t_1>0$ e in $F(t)$ al tempo $t>t_1$, allora:

$$\rho_2^2 = (\rho_2 - r)^2 + d(O, F)^2 - 2(\rho_2 - r)d(O, F) \cdot \cos(\pi - \hat{a}) =$$

Da ciò si deduce che:

$$d(t) := \text{dist}(O, F(t)) = (r - \rho_2) \cdot \cos \hat{a} + \sqrt{(\rho_2 - r)^2 \cos^2 \hat{a} - r^2 + 2\rho_2 r}.$$

Quest'ultima equazione costituisce l'equazione del moto del piattello. Si noti che al tempo $t=t_1$ (cioè in corrispondenza del punto A), la velocità del piattello è nulla.

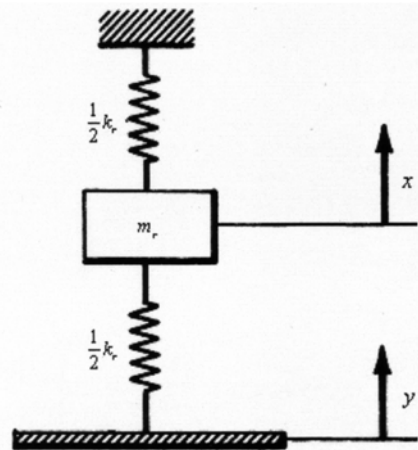


Fig.2. Illustration of a dynamical system.

Il sistema dinamico di fig.2, rappresenta un esempio di moto trasmesso attraverso una camma.

La dinamica del sistema è descritta attraverso la seguente relazione:

$$m_r \ddot{x}(t) = -k_r (x(t) - d - (d(t) - r)), \quad (1)$$

$$s. t. \quad \dot{x}(t_1) = 0 \quad x(t) = d \text{ for any } t \in [t_0, t_1],$$

4.3.3 - APPLICAZIONE DELLE CWT PER STUDIARE LA REGOLARITA' DEL MOTO

Si consideri la traiettoria del punto M, che si muove sulla camma (vd. fig.1). La sua traiettoria $d(t)$ è mostrata in fig.3:

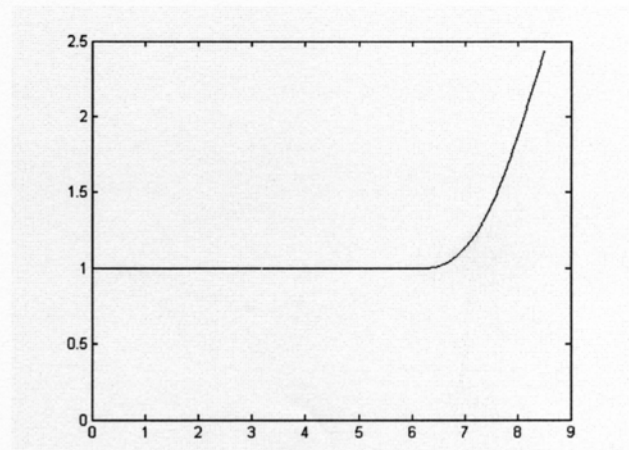


Fig.3. Trajectory of the Point M. The parameter values used here are: $a = 2$, $r = 1$, $\rho_2 = 2$ and $k_r = 0.6m$.

In questa applicazione si utilizza il pacchetto MATLAB ed il toolbox Wavelet per l'analisi CWT adoperando come wavelet quelle proposte da Daubechies (in particolare la db7).

I coefficienti di dettaglio della trasformata wavelet per $d(t)$, sono mostrati in fig.4: l'irregolarità della traiettoria è rivelata in corrispondenza dell'ascissa $2\cdot\pi$.

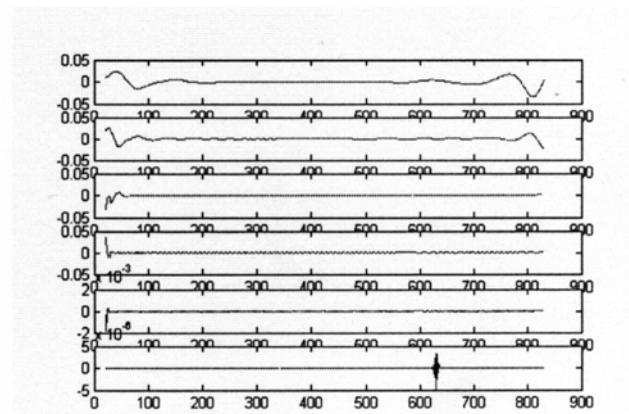
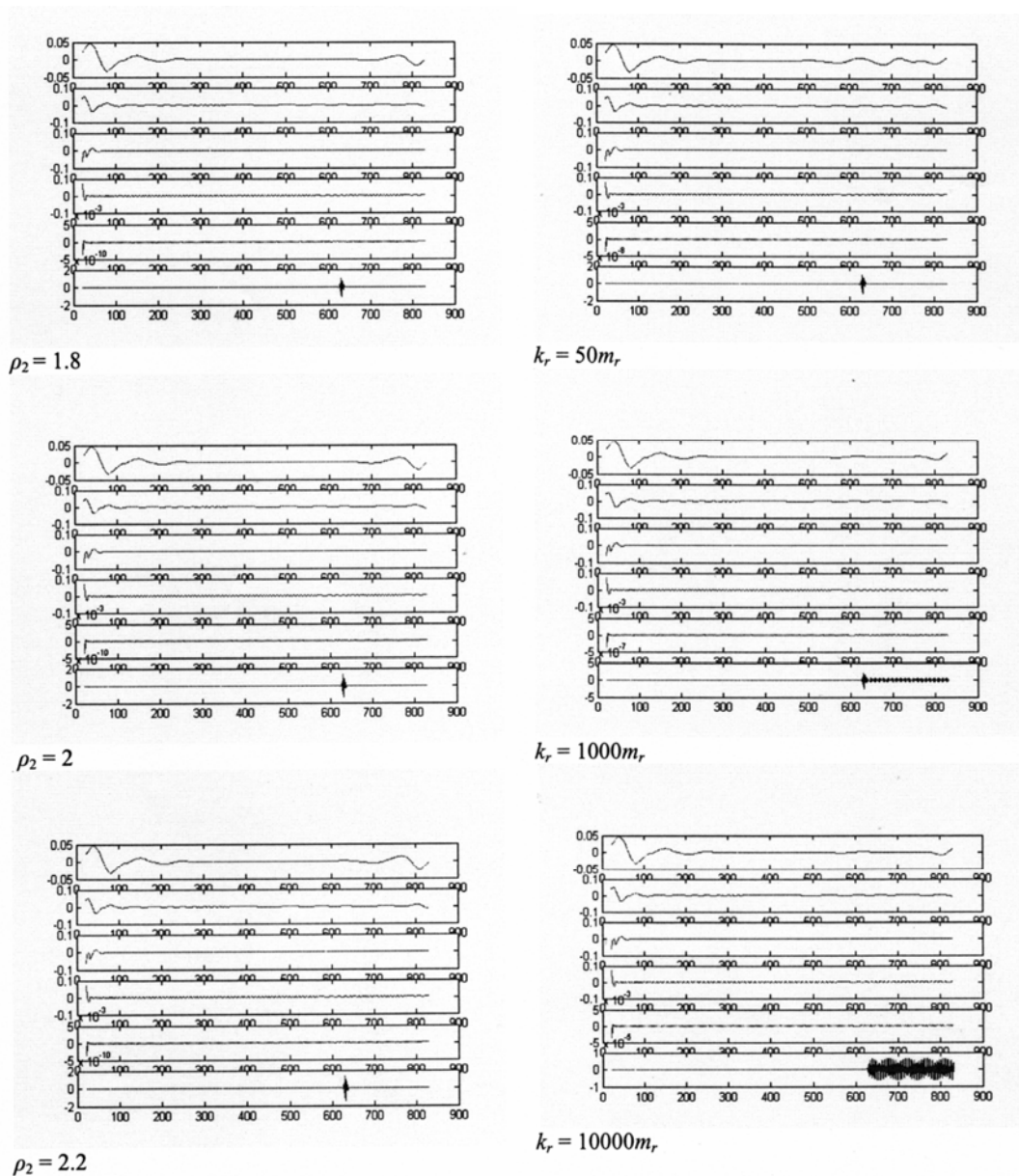


Fig.4. Detail of the trajectory of M, obtained by setting $\psi = db7$

Infatti questo punto corrisponde all'istante in cui il punto M si allontana da γ_3 e raggiunge γ_2 , toccando il punto A. Si noti che lo spike viene segnalato solo al più alto livello di risoluzione utilizzato, cioè $j=6$.

La soluzione del sistema dinamico è stata ottenuta espandendo $d(t)$ in serie di Taylor. Per studiare la regolarità della soluzione, è stata utilizzata nuovamente la famiglia wavelet db7.

La fig5 mostra la traiettoria del sistema e le fig.6 e 7 illustrano i suoi dettagli.



$\rho_2 = 1.8$

$k_r = 50m_r$

$\rho_2 = 2$

$k_r = 1000m_r$

$\rho_2 = 2.2$

$k_r = 10000m_r$

Fig.6. Detail of the motion of the system for different values of ρ_2 . The parameter values are: $\psi = \text{db7}$, $k_r = 0.6m_r$, $a = 2$, $r = 1$, $d = 2$ and $\rho_2 = 2$.

Fig.7. Detail of the motion of the system for different values of k_r . The parameter values are: $\psi = \text{db7}$, $a = 2$, $r = 1$, $d = 2$ and $\rho_2 = 2$.

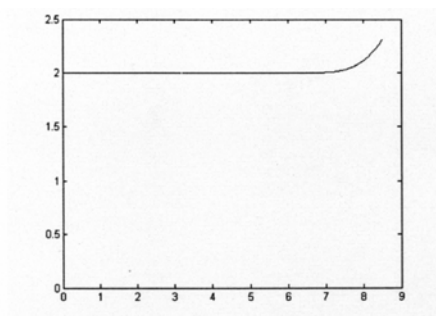


Fig.5. Trajectory of the system. The parameter values used here are: $k_r = 0.6m_r$, $a = 2$, $r = 1$, $\rho_2 = 2$ and $d = 2$.

Anche in questo caso l'anomalia viene rilevata al livello $j=6$.

E' possibile notare che le oscillazioni dei dettagli ottenuti analizzando la risposta del sistema, sono maggiori delle oscillazioni del dettaglio ottenute facendo riferimento alla risposta ottenuta analiticamente. Inoltre la presenza di molti spike è dovuta alla componente oscillatoria del moto.

L'obiettivo per il futuro sarà implementare un modello dinamico più complesso per avvicinare sempre più lo studio alla risposta dinamica reale. Tale modello potrà così essere utilizzato per effettuare i test al fine di ottimizzare il profilo della camma sia in termini di aspetto funzionale che di tempo di vita.