

4. STIME DI PROBABILITÀ DI DANNO DI EDIFICI ORDINARI IN MURATURA CON RETE NEURALE ADDESTRATA

Alessandro De Stefano, Donato Sabia, Claudio Genovese

Abstract: The procedure commonly employed to assess the seismic vulnerability of buildings uses simplified qualitative and quantitative observations obtained from the measured data entered into report forms. In Italy, the survey forms adopted by the National Earthquake Defence Group (Gruppo Nazionale per la Difesa dei Terremoti) play a unifying and reference role, but many damages after important earthquakes were recorded on different and non homogeneous forms. Damage is often classified by means of a unique numerical index. That choice is adopted also in the present work. This paper is based on the application of a recently proposed method for the processing the data contained in survey which is based on probabilistic neural networks producing a Bayesian classification. The final goal is to use the fundamental learning and generalisation capabilities of neural networks to obtain a statistical significant vulnerability of masonry construction. In particular, the aim is to contribute to the definition of regional vulnerability maps based on the knowledge acquired after strong seismic event on the whole national territory.

4.1 Introduzione

La stima della vulnerabilità sismica dell'edilizia ordinaria si fonda su informazioni schematiche, poco orientate al singolo edificio, ma più adatte per una scala territoriale. Le informazioni reperibili sono sempre di tipo eterogeneo (qualitative e quantitative) e questa caratteristica rende particolarmente interessante l'impiego di sistemi esperti basati su tecniche di intelligenza artificiale.

Le reti neurali artificiali sono dei sistemi di elaborazione dell'informazione il cui funzionamento trae ispirazione dal funzionamento dei sistemi nervosi biologici. Una rete neurale artificiale è costituita da un certo numero di unità interconnesse dette "neuroni" ed essa non va programmata ma addestrata. Quest'operazione consiste nel presentare un insieme di esempi e lasciare che la rete costruisca, in base ad un preciso algoritmo, la conoscenza interna necessaria per svolgere il compito richiesto. In termini matematici significa fornire un insieme di coppie di vettori, costituite da un vettore di ingresso X e da un vettore di uscita Y , e fare in modo che la rete correli X e Y mediante una funzione $Y = F(X)$. L'apprendimento da esempi di una rete neurale evidenzia implicitamente una notevole capacità di generalizzazione. L'addestramento della rete neurale avviene senza doverle fornire tutti gli esempi possibili, ma solo i più significativi e rappresentativi.

Terminata la fase di addestramento la rete deve essere in grado di fornire il vettore di uscita Y corretto dato il vettore di ingresso X . L'algoritmo impiegato per la previsione del danneggiamento, utilizza una rete neurale probabilistica che realizza una classificazione di tipo Bayesiano. Essa è caratterizzata dal fatto di essere

costituita da n sottoreti identiche, dove n è il numero di classi, e l'apprendimento supervisionato di ciascuna di queste sottoreti si effettua separatamente selezionando la rete corrispondente alla classe osservata.

Le informazioni alfanumeriche contenute nelle schede-tipo sono riordinate, rielaborate e schematizzate in maniera tale da consentire la costruzione dei vettori di input per la rete neurale in funzione dei parametri ritenuti più significativi in relazione al comportamento strutturale di edifici e chiese. Al termine della fase di addestramento la rete assume capacità previsionale e può prevedere il tipo e l'entità del danno, oppure i meccanismi attraverso cui esso si manifesta. La natura probabilistica della rete permette anche di prospettare di volta in volta diversi scenari possibili con le relative probabilità.

4.2 Classificazione bayesiana

4.2.1 Il teorema di Bayes

Il teorema di Bayes è una diretta conseguenza dei teoremi della probabilità assoluta e condizionale. Sia dato uno spazio di eventi elementari S e si consideri una partizione formata dagli eventi casuali A_1, A_2, \dots, A_n mutuamente esclusivi e un evento casuale qualsiasi B : secondo il teorema di Bayes risulta :

$$P(A_k | B) = \frac{P(A_k) \cdot P(B | A_k)}{\sum_k P(A_k) \cdot P(B | A_k)} \quad (4.1)$$

Questa formulazione è utilizzata per trasformare una stima di probabilità a priori in una stima di probabilità a posteriori. Infatti, conoscendo le probabilità condizionali dell'evento B ($P(B|A_k)$), dati certi eventi A_k , e conoscendo le probabilità di questi ultimi eventi (probabilità a priori), il teorema di Bayes permette di determinare la probabilità condizionale dell'evento A_k dato l'evento B (probabilità a posteriori).

La formulazione precedente, che si applica alle distribuzioni discrete, può essere estesa alle distribuzioni di variabili stocastiche continue, sostituendo alla probabilità condizionata la funzione di densità di probabilità condizionata.

4.2.2 Gli Estimatori di densità

La stima della densità di probabilità a priori è stata ottenuta seguendo un approccio di tipo non parametrico. Tra gli approcci non parametrici disponibili si è optato per il metodo degli estimatori detti *a nocciolo* in quanto risulta particolarmente adatto per dei campioni numericamente limitati e possiede, inoltre, il vantaggio di fornire delle stime sempre continue. La stima della probabilità $\hat{p}(u)$, di una densità $p(u)$ fatta a partire dall'osservazione di N campioni $x(n)$ seguendo questa legge è data dalla seguente espressione:

$$\hat{p}(u) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N h_{\alpha}(u - x(n)) \quad (4.2)$$

dove:

$$h_{\alpha}(u - x(n)) = C(M, \alpha) \left[1 + \exp(\alpha \|u - x(n)\|^2 / 2) \right]^{-1} = C(M, \alpha) \cdot f_{\alpha}(u - x(n)) \quad (4.3)$$

è una funzione detta di *nocciolo di probabilità*. Tale funzione dipende dal parametro α , che a sua volta dipende da N in modo da munire l'estimatore di proprietà asintotiche appropriate.

4.2.3 Addestramento e classificazione

Supponiamo di voler raggruppare un insieme S di vettori $x(n)$ in P gruppi distinti. Si utilizzano per questo P raggruppamenti o neuroni. All'inizio P vettori $w(p)$, in seguito chiamati baricentri, sono posti nelle P memorie disponibili. Ad ogni baricentro $w(p)$ viene associato uno scalare $a(p)$ che rappresenta il valore di attivazione di quel gruppo. Il singolo campione $x(n)$ è indirizzato al gruppo p il cui baricentro $w(p)$ risulta più prossimo ad esso in termini di norma euclidea. Di conseguenza $w(p)$ è sostituito dal baricentro dei punti $w(p)$ e $x(n)$, attivati dai coefficienti $a(p)$ e 1. La regola di evoluzione dei baricentri, attivati dai vettori di input si realizza secondo il seguente schema:

gruppo attivato

$$\begin{cases} [a_n(p) + 1]w_{n+1}(p) = a_n(p)w_n(p) + x(n) \\ a_{n+1}(p) = h_n(a_n(p) + 1) \end{cases} \quad (4.4)$$

gruppi non attivati

$$\begin{cases} w_{n+1}(p) = w_n(p) \\ a_{n+1}(p) = h_n a_n(p) \end{cases} \quad (4.5)$$

con η = coefficiente di apprendimento, il cui valore, variabile tra 0 e 1, influenza la velocità di apprendimento e regola la stabilità della risposta.

La rete completa che realizza la classificazione in K classi è formata da K sotto-reti identiche (Fig. 4.1). L'apprendimento supervisionato di ciascuna di queste sotto-reti si fa separatamente selezionando la rete corrispondente alla classe osservata (Comon 1990).

In fase di classificazione i baricentri $w(p,k)$, ottenuti iterativamente dall'addestramento, sono fissi. Le uscite dei P neuroni sono ponderate dai

coefficienti $a(p,k)$, sommate e normalizzate come indica la Figura 4.1 affinché la stima fornita corrisponda effettivamente ad una densità di probabilità:

$$\hat{p}(x/w_k) = \frac{1}{A(k)} \frac{1}{C(M, \mathbf{a})} \sum_{p=1}^P a(p;k) f_{\mathbf{a}}(-\|x(n) - w(p;k)\|^2 / 2) \quad (4.6)$$

con :

$$A(k) = \sum_{p=1}^P a(p;k) \quad (4.7)$$

Il termine $C(M, \alpha)$ è una costante di normalizzazione che interviene in modo identico su ogni singola classe e risulta pertanto ininfluenza in una valutazione di tipo relativo.

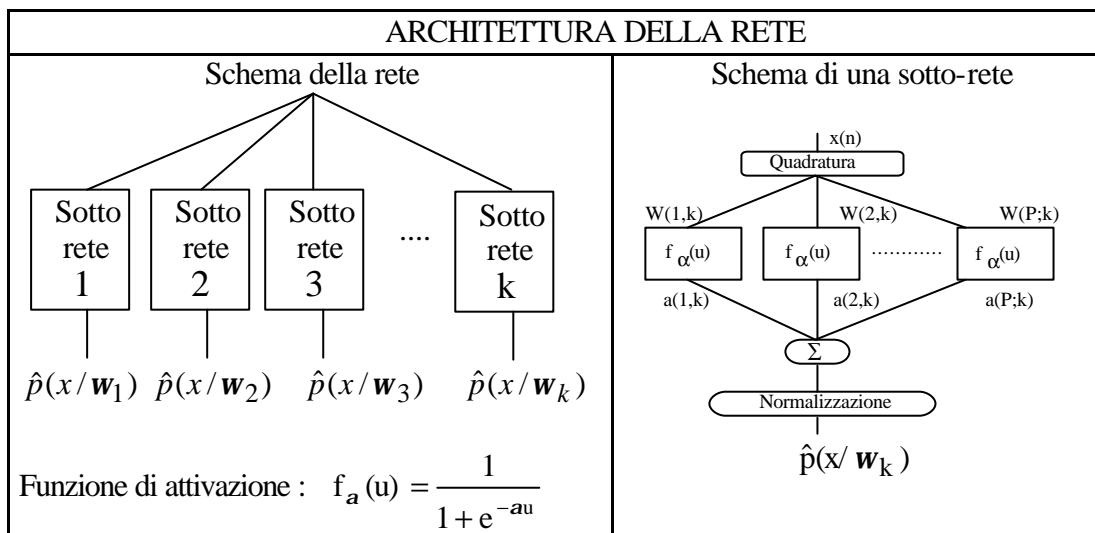


Fig. 4.1 - Classificazione Bayesiana: valutazione di K densità di probabilità con K sotto-reti

4.3 Previsione del danno su edifici ordinari in muratura

Le reti neurali probabilistiche uniscono il vantaggio tipico di tutti i sistemi neurali a rappresentare relazioni funzionali di qualunque natura, senza la rigidità di modelli matematici a priori che spesso mal si adattano a interpretare i fenomeni complessi, con la trasparenza delle rappresentazioni probabilistiche.

Lo strumento di analisi descritto nel paragrafo precedente, nel recente passato (De Stefano, D. Sabia & L. Sabia 1998 e 1999), è stato utilizzato su una base di dati costituita da schede di vulnerabilità GNDT di 1° e 2° livello raccolte in Irpinia (circa 570 schede) e in Emilia Romagna (circa 380 schede).

Sia nell'addestramento che nella procedura di previsione sono state utilizzate le informazioni sui caratteri tipologici delle strutture verticali, orizzontali, delle coperture e delle scale, e quelle sulla qualità del sistema resistente. Di seguito è riportato elenco completo dei parametri usati:

- 1) *Geometria della struttura*
- 2) *Tipo ultimo intervento*
- 3) *Tipologia delle strutture verticali*
- 4) *Tipologia delle scale*
- 5) *Tipologia delle strutture orizzontali*
- 6) *Tipologia delle coperture*
- 7) *Tipo ed organizzazione del sistema resistente*
- 8) *Qualità del sistema resistente*
- 9) *Posizione dell'edificio e fondazioni*
- 10) *Orizzontamenti*
- 11) *Configurazione planimetrica*
- 12) *Configurazione in elevazione*
- 13) *Copertura*

Nella procedura di addestramento si era fatto riferimento a classi di danno definite come combinazione di livello ed estensione, secondo l'accezione che di questi termini propone il manuale applicativo delle schede GNDT. Le classi di danno utilizzate, tuttavia provenivano da accorpamenti delle classi definite nelle schede GNDT per non consentire l'esistenza di classi vuote. Questa prima applicazione, pur avendo fornito una prestazione molto positiva, non aveva un preciso riferimento alle scale macrosismiche MSK e ciò rendeva non praticabile la lettura delle previsioni di danno in termini di scala macrosismica. Come si vedrà più dettagliatamente nel seguito, nuove procedure di analisi sono state quindi più strettamente correlate alle scale macrosismiche tramite l'ausilio di indici unificati di danno proposti dalla letteratura. Tali nuove procedure hanno dato luogo ai sistemi esperti addestrati NEURAL_1 e NEURAL_2.

4.3.1 Rete Neurale NEURAL_1

Le informazioni contenute nella scheda di rilevamento della tipologia strutturale e del danno sono ovviamente più o meno complete ed esaustive a seconda del livello di dettaglio della scheda. Per quanto riguarda gli edifici in muratura portante esiste una base di dati molto ampia per informazioni di tipo qualitativo contenute nella scheda GNDT di *1° livello*. Le informazioni di maggior dettaglio molto più onerose da ottenere e contenute nella scheda GNDT di *2° livello*, costituiscono una base dati certamente più adeguata alla costruzione di un sistema previsionale ma molto più quantitativamente ristretta proprio a causa della onerosità del rilievo. La rete NEURAL_1 si propone come strumento previsionale che opera sulle informazioni di *2° livello*.

Essa utilizza gli stessi parametri geometrici e tipologici delle schede di vulnerabilità di 1° e 2° livello usati in precedenza, con l'aggiunta dell'informazione sul sisma attraverso l'intensità secondo la scala MCS.

Il campione di addestramento, descritto nelle Tabelle 4.1 e 4.2, viene ampliato con l'aggiunta di circa 200 schede (comuni di Venzone e Barrea). La classificazione del danno apparente viene attuata su sette classi di danno, sulla base di un indice di danno, denominato indice *GSD*. Tale indice di danno è stato definito mediante l'impiego di un sistema esperto (Grimaz & altri 1996; Meroni, Petrini & Zonno 2000). Lo strumento automatico quantifica il livello di danno subito da edifici colpiti da un sisma, per mezzo di una nuova scala di danno che segue una procedura congruente con quella introdotta per la scala macrosismica EMS 1992, specificamente sviluppata per edifici in muratura. La valutazione quantitativa del danno è operata attraverso una lettura del dissesto orientata alla stima della compromissione della funzionalità strutturale dell'edificio. Tale funzionalità viene distinta in due componenti, quella primaria (strutture verticali, orizzontamenti, copertura e fondazioni) e quella secondaria (tamponamenti, comignoli, intonaco e manto di copertura). Sono definiti sei gradi di danneggiamento, ad ognuno dei quali si associa uno scenario di dissesto dell'edificio. Successivamente, attraverso l'osservazione di elementi ausiliari quali la ripristinabilità, l'agibilità e la probabilità di vittime si perviene ad un giudizio sintetico di danno e ad un indice numerico. L'indice *GSD* permette di associare al danno fisico anche una valutazione di massima del danno economico e sociale, nonché aspetti che riguardano la gestione dell'emergenza post-sisma.

Nella Figura 4.2 è riportata la distribuzione cumulata dell'indice di danno *GSD* nel campione di dati usati per l'addestramento della rete neuronale.

L'utilizzo di questo indice ha l'indubbio vantaggio della sintesi evitando il frazionamento della rete per strutture verticali, orizzontali, livello ed estensione e quindi consentire una classificazione unica per ogni edificio. Questa sintesi però può comportare qualche incertezza e ambiguità qualora l'indice venga usato a scopo di previsione di danno futuro. Questo aspetto sarà discusso in maggior dettaglio più avanti.

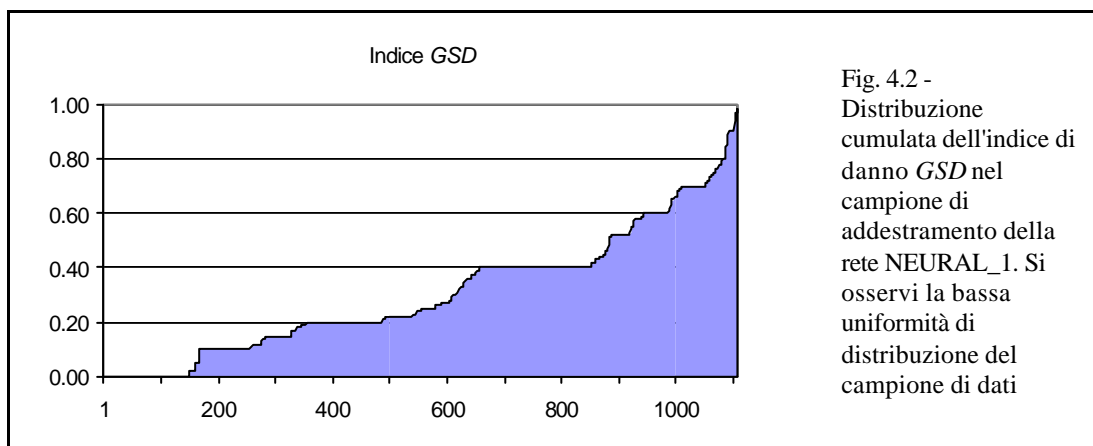


Fig. 4.2 - Distribuzione cumulata dell'indice di danno *GSD* nel campione di addestramento della rete NEURAL_1. Si osservi la bassa uniformità di distribuzione del campione di dati

Tabella 4.1 - Database rete NEURAL_1

Comune	Intensità	N° edifici	
Castelnovo ne' Monti	4	5	25
Frassinoro	4.5	2	
Toano	4.5	6	
Badia Tedalda	5	2	
Cercola	5	5	
Somma Vesuviana	5	5	
Ercolano	6	8	312
Massa di Somma	6	2	
Ottaviano	6	5	
Pollena-Trocchia	6	4	
Portici	6	8	
San Giorgio a Cremano	6	5	
San Giuseppe Vesuviano	6	5	
San Sebastiano al Vesuvio	6	3	
Teana	6	270	
Terzigno	6	2	
Boscoreale	7	7	
Boscotrecase	7	4	
Parma	7	376	
Pompei	7	6	
Sant'Anastasia	7	5	
Torre Annunziata	7	14	
Torre del Greco	7	20	
Trecase	7	3	
Barrea	7.5	116	116
Calitri	8	195	195
Venzone	9	98	98

Tabella 4.2 - Distribuzione dati nelle varie classi di danno (rete NEURAL_1)

Classe	Indice GSD	N° edifici	%
1	0-10	200	21%
2	11-20	153	17%
3	21-30	85	9%
4	31-40	200	21%
5	41-60	127	14%
6	61-70	70	8%
7	71-100	88	10%

4.3.2 Rete Neurale NEURAL_2

Questa rete è stata costruita e addestrata per esplorare la possibilità di effettuare delle previsioni di danno su edifici in muratura utilizzando un numero molto limitato di informazioni di carattere geometrico e tipologiche reperibili nella maggior parte delle schede che vengono utilizzate nel rilevamento post-sisma. Questa scelta

permette di accedere ad una banca dati molto più ampia e meglio distribuita sull'intero territorio italiano.

I parametri utilizzati per l'addestramento sono i seguenti:

- Input:
- 1) *Età della costruzione*
 - 2) *Rapporto: Altezza massima fuori terra/copertura in pianta*
 - 3) *Tipologia delle strutture verticali*
 - 4) *Tipologia delle strutture orizzontali*
 - 5) *Tipologia delle coperture*
 - 6) *Intensità sismica*

Output: *Indice di danno ID (Zuccaro & altri 2000)*

L'indice di danno *ID* proviene dalla descrizione del danno apparente di diverse schede di rilevamento usate nel passato. Esso comporta la suddivisione in 6 classi (da 0 a 5). Per le schede delle banche dati di Abruzzo 84 e Irpinia 80, tra di loro non coerenti e non coerenti con la scheda GNDT di *1° livello*, l'indice *ID* si riferisce essenzialmente allo stato di danno delle strutture verticali. Nel caso della scheda GNDT 86 le classi della scala *ID* sono associate ai valori dell'indice pesato *IDP*, ricavato come media pesata di estensioni e livello di danno delle strutture verticali e orizzontali.

La Tabella 4.3 riporta l'elenco dei comuni presenti nel database, unitamente alla relativa intensità sismica, mentre in Tabella 4.4 sono riportate il numero di schede disponibili per ogni livello di danno.

La rete neurale bayesiana risulta particolarmente idonea a fornire, se sufficientemente e correttamente addestrata, una probabilità di appartenenza ad ognuna delle classi stabilite all'origine dell'addestramento.

I dati a disposizione sono stati divisi in classi in funzione dell'indice del danno rilevato. Per ogni classe è stato estratto un numero di campioni per l'addestramento, utilizzando poi il resto per saggiare l'apprendimento della rete attraverso la fase di classificazione.

Nella prima classificazione effettuata i dati sono stati divisi in un numero di classi pari ai 6 livelli di danno dell'indice *ID*. L'organizzazione dei dati per questo caso è descritta nella Tabella 4.5 .

Per saggiare la bontà e la completezza dei dati a disposizione è stato predisposto un addestramento con solo tre classi di danno (Tab. 4.6) e poi utilizzando solo i dati delle schede del GNDT (Tab. 4.7), poiché ritenuti più completi.

Tabella 4.3 - Elenco comuni del database rete NEURAL_2

PROV.	COMUNE	Intensità	Scheda
AR	Sestino	5	GNDT
AR	Badia Tedalda	5	GNDT
CT	Catania	5	GNDT
LU	Piazza al Serchio	5	GNDT
LU	Minucciano	5	GNDT
MO	Frassinoro	5	GNDT
PR	Parma	7	GNDT
PZ	Teana	6	GNDT
RG	Vittoria	6	GNDT
RE	Toano	5	GNDT
RE	Villa Minozzo	5	GNDT
SR	Noto	7	GNDT
SR	Melilli	7	GNDT
SR	Lentini	7	GNDT
SR	Augusta	8	GNDT
SR	Carlentini	7	GNDT
CT	Scordia	8	GNDT
RE	Ramiseto	5	GNDT
AQ	Ateleta	8	ABRUZZO 84
AQ	Pratola Peligna	6	ABRUZZO 84
AQ	Alfedena	8	ABRUZZO 84
AQ	Villetta Barrea	8	ABRUZZO 84
IS	Pozzilli	8	ABRUZZO 84
IS	Fornelli	8	ABRUZZO 84
FR	Cervaro	7	ABRUZZO 84
FR	Alvito	7	ABRUZZO 84
FR	San Biagio Saracinisco	8	ABRUZZO 84
FR	Gessopalena	6	ABRUZZO 84
CE	Sessa Aurunca	7	ABRUZZO 84
CE	Mondragone	6	ABRUZZO 84
CE	Pietramelara	6	ABRUZZO 84
AV	Sant'Angelo dei Lombardi	10	IRPINIA 80
AV	Lioni	10	IRPINIA 80
AV	Guardia Lombardi	9	IRPINIA 80
BN	Apice	7	IRPINIA 80
BN	Ceppaloni	8	IRPINIA 80
CE	Arienza	7	IRPINIA 80
NA	Striano	7	IRPINIA 80
NA	Sant'Agnello	7	IRPINIA 80
NA	Casola di Napoli	7	IRPINIA 80
PZ	San Fele	8	IRPINIA 80
PZ	Marsicovetere	7	IRPINIA 80
PZ	Laurenzana	6	IRPINIA 80
SA	Buccino	8	IRPINIA 80
SA	Baronissi	8	IRPINIA 80
SA	Contursi Terme	6	IRPINIA 80
AV	Mercogliano	8	IRPINIA 80

Tabella 4.4 - Database rete NEURAL_2

Indice ID	N. Schede	%
0		
Abruzzo	2464	23%
Irpinia	6598	62%
GNDT	1642	15%
TOTALE	10704	100%
1		
Abruzzo	3290	44%
Irpinia	3062	41%
GNDT	1059	14%
TOTALE	7411	100%
2		
Abruzzo	1954	38%
Irpinia	2081	40%
GNDT	1104	21%
TOTALE	5139	100%
3		
Abruzzo	895	29%
Irpinia	1511	48%
GNDT	725	23%
TOTALE	3131	100%
4		
Abruzzo	398	12%
Irpinia	2738	81%
GNDT	256	8%
TOTALE	3392	100%
5		
Abruzzo	45	4%
Irpinia	922	91%
GNDT	48	5%
TOTALE	1015	100%
TOTALE	30792	

Tabella 4.5 - Distribuzione dati per l'addestramento e la classificazione della rete NEURAL_2

ID	Totali edifici		Impiegati per l'addestr.		Impiegati per la classif.	
	N.	%	N.	%	N.	%
0	10704	35%	3300	11%	7404	24%
1	7411	24%	3350	11%	4061	13%
2	5139	17%	3400	11%	1739	6%
3	3131	10%	2700	9%	431	1%
4	3392	11%	1200	4%	2192	7%
5	1015	3%	380	1%	635	2%
TOTALE	30792	100%	14330	47%	16462	53%

Tabella 4.6 - Addestramento rete NEURAL_2 con tre classi di danno

ID	Totali edifici		Impiegati per l'addestr.		Impiegati per la classif.	
	N.	%	N.	%	N.	%
0 e 1	18115	59%	6650	22%	11465	37%
2 e 3	8270	27%	6100	20%	2170	7%
4 e 5	4407	14%	1580	5%	2827	9%
TOTALE	30792	100%	14330	47%	16462	53%

Tabella 4.7 - Addestramento rete NEURAL_2 solo con le schede GNDT

ID	Totali edifici		Impiegati per l'addestr.		Impiegati per la classif.	
	N.	%	N.	%	N.	%
0	1640	34%	1440	30%	200	4%
1	1059	22%	959	20%	100	2%
2	1102	23%	1002	21%	100	2%
3	725	15%	655	14%	70	1%
4 e 5	303	6%	273	5%	30	1%
TOTALE	4829	100%	4329	90%	500	10%

4.4 Stato della ricerca e risultati

Come si è già indicato in precedenza la principale differenza tra le due reti sta nel fatto che NEURAL_1 è addestrata con le informazioni GNDT estratte dalle schede di 1° e 2° livello e dispone di una base di dati relativamente contenuta; la rete NEURAL_2 è addestrata con i soli dati della scheda GNDT di 1° livello e con quelle appositamente predisposte per gli eventi sismici del '80 in Irpinia e dell'84 in Abruzzo. NEURAL_2 è stata quindi addestrata con una quantità minore di informazioni, partendo da una base di dati molto ampia ma parzialmente disomogenea.

NEURAL_1 si propone come strumento di confronto con altri metodi di valutazione della vulnerabilità mentre NEURAL_2 intende proporsi come strumento operativo diretto capace di utilizzare la maggior parte possibile di schedature e rilevazioni di danno post-sisma in tutto il territorio italiano.

Il confronto tra i risultati ottenuti mediante le due reti da quindi un'idea dell'importanza sia dell'ampiezza della banca dati sia della quantità delle informazioni necessarie per rendere operante ed efficace il metodo.

4.4.1 Risultati rete NEURAL_1

Le previsioni di danno fornite dalla rete NEURAL_1, addestrata sul campione descritto nel paragrafo 4.3.1, sono messe a confronto con il danno reale rilevato. I risultati sono sintetizzati nella Tabella 4.8 e rappresentati graficamente nella Figura 4.3. I successi ottenuti si attestano intorno al 55%. Una buona efficacia della rete è

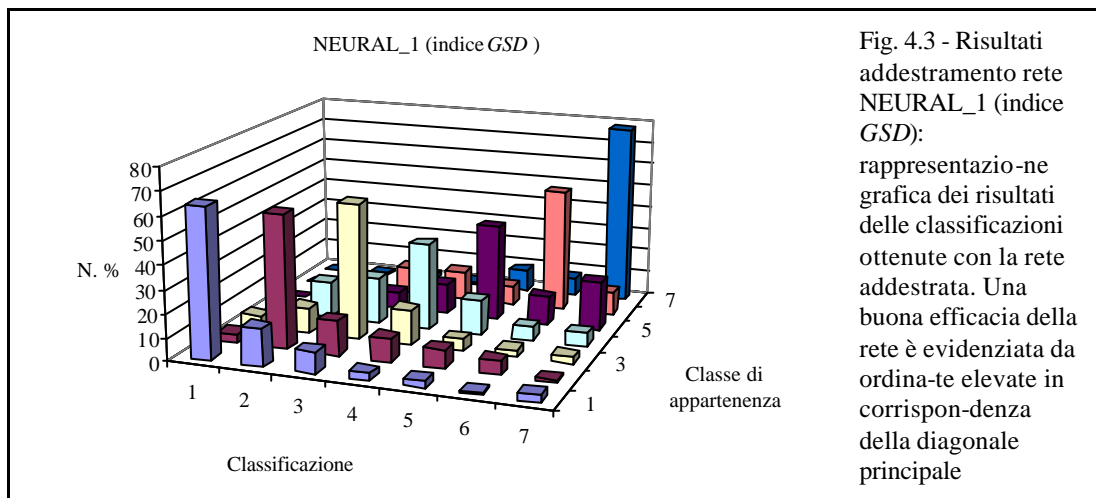
evidenziata da ordinate elevate del diagramma a barre (Fig. 4.3) in corrispondenza della diagonale principale.

L'attitudine a una buona previsione sembra confermata dai diagrammi ottenuti in sede di classificazione con qualche maggiore incertezza solo nelle classi intermedie.

La rete addestrata con le informazioni contenute nelle schede del GNDT di primo e secondo livello sembra dimostrarsi quindi un efficace strumento di previsione nonostante la limitatezza del campione di addestramento.

Tabella 4.8 - Risultati addestramento rete NEURAL_1 (indice GSD)

Distribuzione percentuale degli edifici classificati							
Classe di appartenenza	Classificazione						
	1	2	3	4	5	6	7
1	64%	16%	9%	3%	3%	1%	3%
2	4%	57%	15%	10%	8%	6%	1%
3	5%	11%	58%	15%	5%	3%	3%
4	0%	16%	20%	37%	15%	6%	6%
5	0%	7%	7%	13%	41%	12%	21%
6	0%	5%	12%	12%	8%	53%	10%
7	0%	1%	2%	1%	9%	8%	78%
Totale esatti	55%						



4.4.2 Risultati rete NEURAL_2

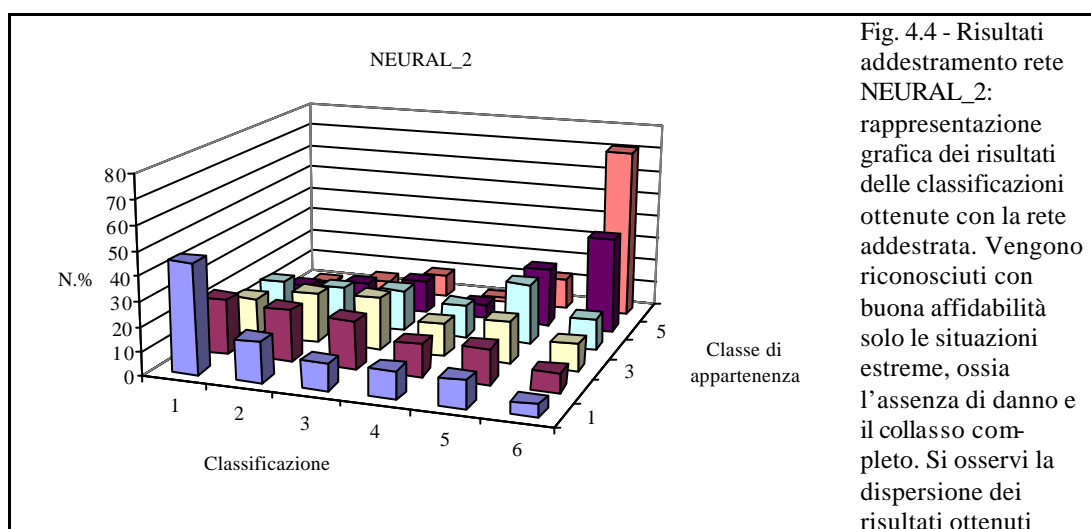
La rete NEURAL_2, addestrata sul campione descritto nel paragrafo 4.3.2, si dimostra strumento di previsione meno efficace rispetto a NEURAL_1, riconosce con buona affidabilità solo le situazioni estreme ossia l'assenza di danno e il collasso completo.

In generale la capacità di previsione si attesta attorno al 30-35% (Tab. 4.9 e Fig. 4.4), ciò implica la non completa casualità dei risultati, essendo l'attribuzione

relativa alla scelta di una classe su sei con una probabilità di riconoscimento corretto di una su tre. Tuttavia la dispersione resta molto grande come è evidenziato dall'istogramma a barre della Figura 4.4 .

Tabella 4.9 - Risultati addestramento rete NEURAL_2

Distribuzione percentuale degli edifici classificati						
Classe di appartenenza	Classificazione					
	1	2	3	4	5	6
1	45%	17%	11%	11%	11%	5%
2	23%	21%	20%	13%	15%	8%
3	16%	21%	22%	14%	17%	11%
4	16%	16%	17%	13%	25%	13%
5	6%	10%	14%	6%	24%	39%
6	1%	4%	9%	2%	13%	71%
Totale esatti	34%					



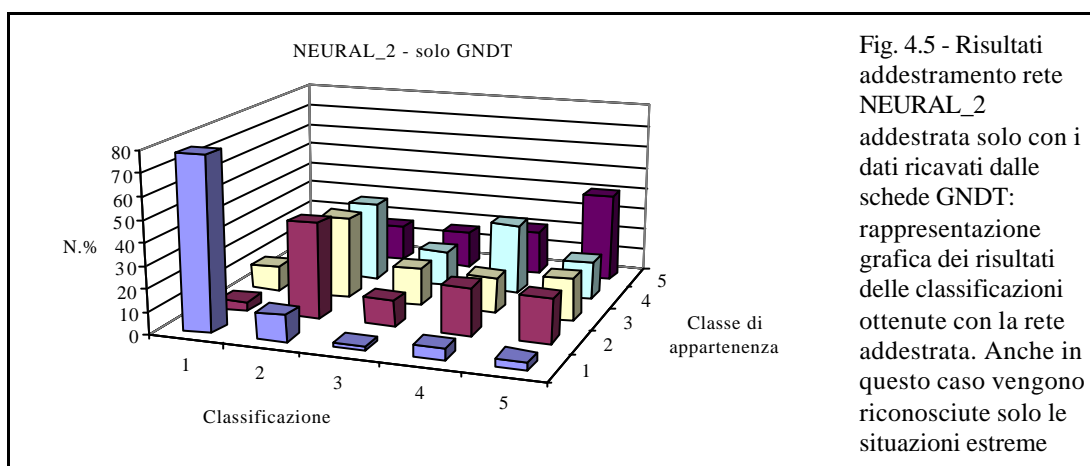
La causa delle dispersioni può risiedere in due circostanze diverse:

- 1) la inadeguatezza delle informazioni contenute sulle schede a descrivere la vulnerabilità sismica;
- 2) la disomogeneità delle informazioni contenute nei diversi formati di scheda alcune delle quali articolati in modo troppo grossolano.

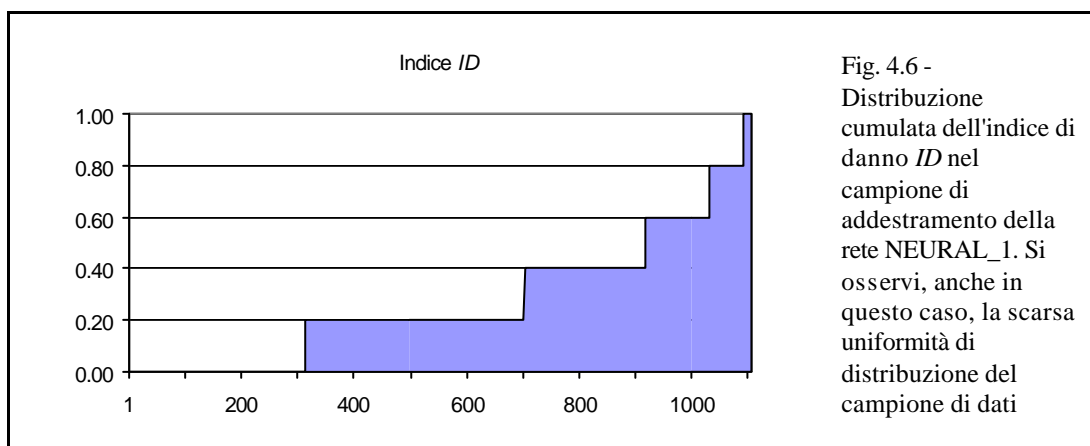
Per verificare l'incidenza di questo secondo aspetto la rete NEURAL_2 è stata anche addestrata usando le sole informazioni contenute nella scheda GNDT di 1° livello, generalmente meglio articolate delle altre. In effetti il risultato migliora sensibilmente portando la previsione di risultato corretto intorno al 50% (Tab. 4.10 e Fig. 4.5).

Tabella 4.10 - Risultati addestramento rete NEURAL_2 addestrata solo con i dati ricavati dalle schede GNDT

Distribuzione percentuale degli edifici classificati					
Classe di appartenenza	Classificazione				
	1	2	3	4	5
1	78%	12%	2%	5%	4%
2	4%	43%	12%	21%	20%
3	11%	37%	17%	16%	19%
4	0%	36%	16%	31%	17%
5	7%	17%	17%	20%	40%
Totale esatti	50%				



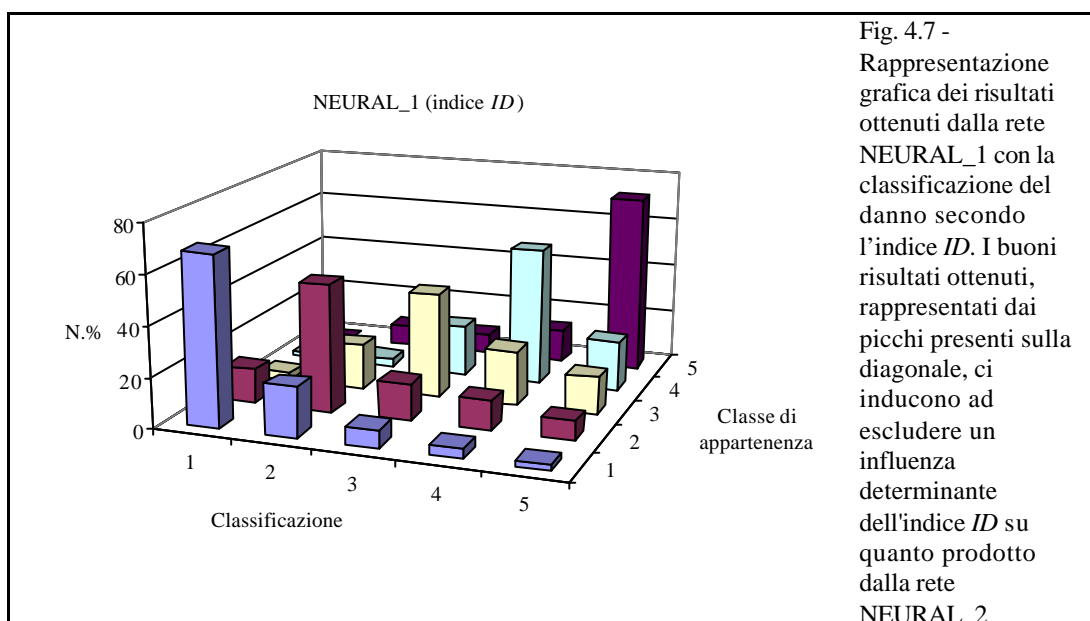
Per verificare che i risultati ottenuti, non particolarmente soddisfacenti, dipendessero dal diverso indice di danno utilizzato per l'addestramento di NEURAL_2, ossia l'indice *ID*, rispetto all'indice *GSD* usato per la rete NEURAL_1, è stata riaddestrata la rete NEURAL_1 con una classificazione del danno secondo l'indice *ID*, la cui distribuzione cumulata nel campione di dati usati per l'addestramento della rete neurale è riportata in Figura 4.6 .



I risultati (Tab. 4.12 e Fig. 4.7) confermano la bontà delle previsioni della rete NEURAL_1 anche in questo caso. Questo ci induce ad escludere un'influenza determinante dell'indice *ID* sui poco incoraggianti risultati ottenuti da NEURAL_2.

Tabella 4.12 - Risultati addestramento rete NEURAL_1 con la classificazione del danno secondo l'indice *ID*

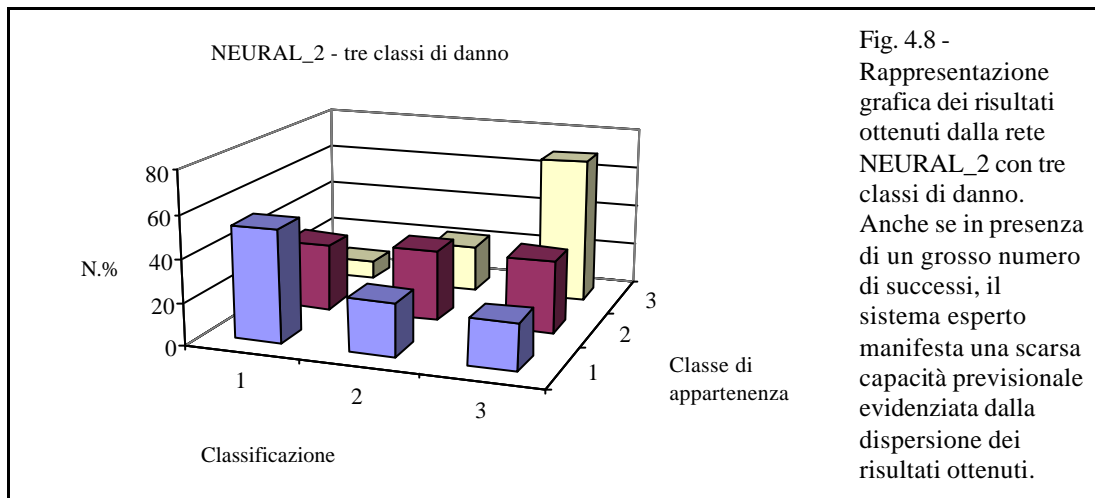
Distribuzione percentuale degli edifici classificati					
Classe di appartenenza	Classificazione				
	1	2	3	4	5
1	68%	20%	7%	4%	2%
2	14%	51%	15%	12%	8%
3	3%	18%	42%	22%	15%
4	2%	3%	20%	55%	20%
5	0%	8%	8%	13%	72%
Totale esatti	56%				



Infine vengono presentati i risultati ottenuti dalla rete NEURAL_2 addestrata con una divisione del danno in tre classi (Tab. 4.11 e Fig. 4.8). Anche se in presenza del 53% di successi sui casi esaminati, il sistema esperto manifesta una scarsa capacità previsionale evidenziata dalla dispersione dei risultati ottenuti.

Tabella 4.11 - Risultati addestramento rete NEURAL_2 con tre classi di danno

Distribuzione percentuale degli edifici classificati			
Classe di appartenenza	Classificazione		
	1	2	3
1	53%	25%	22%
2	32%	34%	35%
3	9%	22%	69%
Totale esatti	53%		



4.5 Considerazioni conclusive

Come si è detto in precedenza, se le informazioni utilizzate per addestramento e la classificazione sono di quantità e qualità adeguata (rete NEURAL_1), pur in presenza di una base dati limitata e nonostante non manchino errori di attribuzione, la correlazione tra previsione e realtà del danno subito è provata ed è visibile sul diagramma di Figura 4.3 che rappresenta tale correlazione, dove i picchi sono raccolti sulla diagonale principale.

Tuttavia si possono proporre due considerazioni di fondo. La prima riguarda la natura e la struttura degli indici di danno unificati. Le reti NEURAL_1 e NEURAL_2 sono state addestrate sulla base di una valutazione del danno costituita da un unico indice scalare. Nel caso della rete NEURAL_2 il valore dell'indice è basato sull'osservazione del danno sulle strutture verticali.

Nel caso della rete NEURAL_1 l'indice scalare unificato *GSD* (Grimaz & altri 1996) nasce da una combinazione lineare di indici di danno parziali che tengono conto dell'entità e della diffusione del danneggiamento sulle componenti strutturali verticali e orizzontali. I coefficienti di combinazione sono correlati con stime di ordine economico del danno, ossia degli interventi necessari al recupero.

Tali coefficienti non sono quindi legati a una valutazione di tipo probabilistico delle modalità con cui i danni effettivamente occorrono alle strutture verticali e orizzontali. Ciò fa sì che lo stesso indice di danno possa essere ottenuto con percorsi di combinazioni diverse, taluni con maggiore, altri con minore probabilità di occorrenza. Questo aspetto dell'indice utilizzato nell'addestramento di NEURAL_1, risulta di fatto non sistematicamente correlato con i caratteri tipologici e l'intensità sismica e per questo è un potenziale generatore di disturbo e di informazioni confuse in sede di addestramento della rete. Si ritiene quindi possibile un miglioramento delle prestazioni previsionali con una formulazione meno compatta e più strutturata della rappresentazione del danno.

Questa osservazione non vuole essere una critica avulsa da ogni contesto dell'indice di danno che, una volta valutata per altra via la vulnerabilità prevista, può fornire un ottimo strumento di supporto per la pianificazione territoriale e le decisioni di natura preventiva sugli interventi da fare nell'edilizia storica. Con ciò si vuol dire soltanto che l'indice unico, comunque sia congeniato, è probabilmente un parametro, che nella formulazione sintetica, non risulta totalmente idoneo a fornire strumenti di previsione automatizzata della vulnerabilità sismica fondati su base statistica, anche se in condizioni favorevoli può fornire ottimi risultati (contenimento della disomogeneità). In generale sussiste il dubbio che la sintesi connessa con l'indice di danno rappresentato da uno scalare unico nasconda o una ambiguità o una incompletezza dell'informazione.

Nella direzione di strutturare la rappresentazione del danno, ossia nella definizione di classi di danno caratterizzate da vettori di informazioni piuttosto che da indici unificati, si può spingere la verifica nel prossimo futuro, nella convinzione che ciò possa portare a risultati più stabili e attendibili.

Riguardo all'intensità sismica, l'incertezza dei risultati nelle stime di correlazione con il danno derivano, da una parte, dalla difficoltà di conoscere il vero valore e la vera natura dell'azione sismica locale, che è fortemente condizionata dai parametri geotecnici del sito e dal profilo altimetrico, e dall'altro, dalla scarsità dei dati contenenti contemporaneamente informazioni sul danno e sull'intensità. Si è quindi deciso di avviare un'indagine sistematica per costruire una matrice di correlazione complessiva, valida per tutte le rilevazioni di danno, tra l'indicatore del danno e l'intensità. Tale indagine è tuttora in corso ed in fase di completamento.

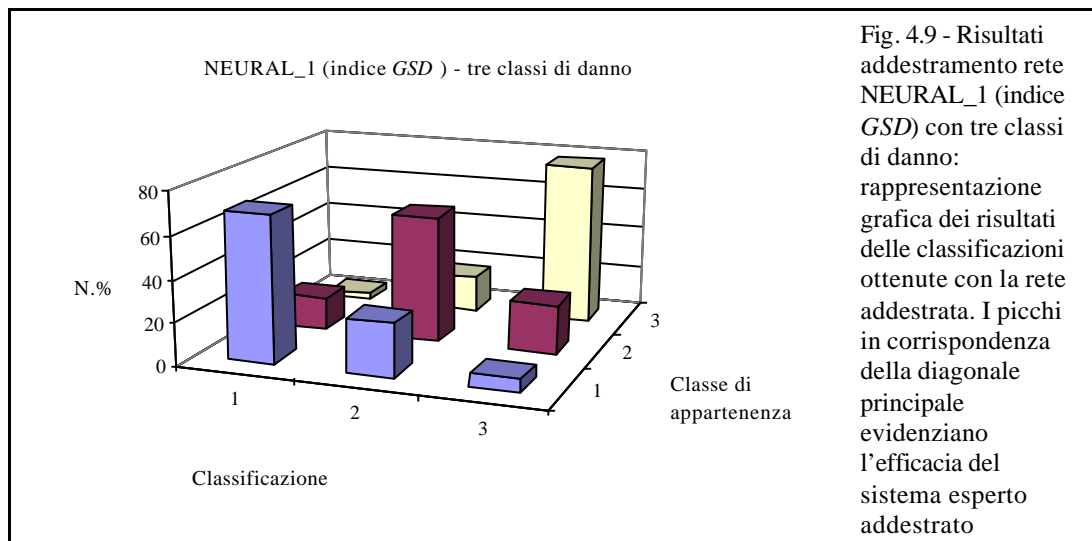
La seconda considerazione riguarda invece la scelta del numero e dell'ampiezza delle classi di danno. L'indice di danno è riconducibile all'insieme dei caratteri tipologici dell'edificio con una certa dispersione legata alle incertezze di valutazione e di osservazione, alle ambiguità dell'indice unico, alla limitatezza del vettore di descrizione tipologica che può non contenere alcune informazioni di dettaglio rilevanti al fine del comportamento del singolo e specifico edificio.

Come è stato precisato nella descrizione del metodo usato, l'attribuzione alla classe di danno si basa essenzialmente sulla traduzione dei caratteri tipologici in indici numerici e nella assegnazione dell'edificio alla classe tramite un criterio di minima distanza euclidea. In altre parole il singolo caso viene assegnato alla classe che gli si trova più vicina. La dispersione effettiva degli indici di danno rispetto alle

informazioni tipologiche, per gli edifici usati nell'addestramento della rete, può essere caratterizzata da un raggio (ossia da uno scarto quadratico medio) più ampio delle distanze euclidee da più classi di danno. Poiché, l'attribuzione bayesiana si basa sul presupposto della mutua esclusione delle classi, l'addestramento ne può risultare fortemente indebolito e può generare ambiguità e confusione in misura superiore al necessario. Per ridurre questo inconveniente occorre che l'ampiezza delle classi, in termini di distanza euclidea massima dei propri estremi, sia tale da superare ampiamente il raggio della dispersione casuale. Ci si può attendere cioè che il risultato migliori drasticamente con una riduzione del numero delle classi e una ridefinizione dei loro confini in termini di valori limite degli indici di danno. Infatti, nel caso della rete NEURAL_1 (indice *GSD*), riducendo il numero delle classi da sette a tre, i risultati migliorano sensibilmente (Tab. 4.13 e Fig. 4.9).

Tabella 4.13 - Risultati addestramento rete NEURAL_1 (indice *GSD*) con tre classi di danno

Distribuzione percentuale degli edifici classificati			
Classe di appartenenza	Classificazione		
	1	2	3
1	69%	25%	6%
2	16%	60%	23%
3	3%	17%	77%
Totale esatti	67%		



Bibliografia

- Benedetti, D. e Petrini, V. (1984): Sulla vulnerabilità sismica degli edifici in muratura: proposta di un metodo di valutazione. *L'Industria delle costruzioni*, n. 18, 66-78.
- Zingone, G. e Cavaleri, L. (1995): Sulla vulnerabilità sismica delle costruzioni in muratura a tipologia specialistica. *Atti del 7° Convegno Nazionale di Ingegneria Sismica*, Siena.
- Braga, F., Dolce, M. e Liberatore, D. (1987): Rassegna critica dei metodi per la stima della vulnerabilità. *Atti del 3° Convegno Nazionale di Ingegneria Sismica*, Roma.
- Casciati, F., Faravelli, L. e Yachaya, D. (1991): Tecniche di intelligenza artificiale per lo studio di vulnerabilità di edifici in muratura. *Atti del 5° Convegno Nazionale di Ingegneria sismica*, Palermo.
- Schalkoff, R. J. (1994): *Pattern Recognition: Statistical, Structural and Neural Approaches*, Edizioni Mc Graw-Hill.
- Specht, D. F. (1990): Probabilistic Neural Networks. *Neural Network*, n. 3, 109-118.
- Comon, P. (1990): Classification bayesienne distribuée. *Revue Technique*, Thomson-CSF, 22(4).
- Dogliani, F., Moretti, A. e Petrini, V. (1994): *Le Chiese e il terremoto*. Edizioni LINT, Trieste.
- Longhi, G., Gavarini, C. e Mollaioli, F. (1993): Analisi di vulnerabilità di edifici monumentali a tipologia specialistica. *Atti del 6° Convegno Nazionale di Ingegneria Sismica*, Perugia.
- De Stefano, A., Sabia, D. e Sabia, L. (1999): Prediction of seismic damage in masonry buildings by means of probabilistic neural networks. *European Earthquake Engineering*, Vol. XIII, n. 2, 19-28.
- De Stefano, A., Sabia, D. e Sabia, L. (1999): Probabilistic neural networks for seismic damage mechanisms prediction. *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, n. 28, 807-821.
- De Stefano, A., Sabia, D. e Sabia, L. (1998): Forecast of Seismic Damage in Masonry Buildings by means of Neural Expert System. *Seismic Damage to Masonry Buildings: Proceedings of the "International Workshop on Measures of Seismic Damage to Masonry Buildings"*, Monselice (PD), A.A. Balkema/Rotterdam/Brookfield/1999, 197-208.
- Grimaz, S., Meroni, F., Petrini, V. et al., (1996): Expert System for Damage Assessment of Buildings in Seismic Areas. *Cahiers du Centre Europeen de Geodynamique et de Seimologie*, Vol. 12.
- Zuccaro, G., Papa, F., Baratta, A. (2000): Aggiornamento delle mappe a scala nazionale di vulnerabilità sismica delle strutture edilizie. *Valutazione a scala nazionale della vulnerabilità degli edifici ordinari*, CNR-GNDT PE96-98 - Relazione di sintesi.
- Meroni, F., Petrini, V., Zonno, G. (2000): Distribuzione nazionale della vulnerabilità media comunale. *Valutazione a scala nazionale della vulnerabilità degli edifici ordinari*, CNR-GNDT PE96-98 - Relazione di sintesi.