

UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI NAPOLI FEDERICO II
DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA DEI MATERIALI E DELLA PRODUZIONE



DOTTORATO DI RICERCA IN INGEGNERIA CHIMICA,
DEI MATERIALI E DELLA PRODUZIONE

Indirizzo in

Tecnologie e Sistemi Intelligenti per l'Automazione della Produzione

XIX CICLO

TESI DI DOTTORATO

Modelli e Tecniche Computazionali Intelligenti nei Processi di Lavorazione

TUTOR

PROF. ROBERTO TETI

DOTTORANDA

DR. TIZIANA SEGRETO

CO-TUTOR

PROF. LASZLO MONOSTORI

COORDINATORE

PROF. NINO GRIZZUTI

Anno Accademico 2005-2006

UNIVERSITY OF NAPLES FEDERICO II
DEPARTMENT OF MATERIALS AND PRODUCTION ENGINEERING



DOCTORATE PROGRAMMES IN CHEMICAL, MATERIALS AND
PRODUCTION ENGINEERING

PhD Projects on

Intelligent Technologies and Systems for Production Automation

XIX CYCLE

PhD THESIS

Intelligent Computing Models and Techniques for Manufacturing Processes

SUPERVISOR

PROF. ROBERTO TETI

CO-SUPERVISOR

PROF. LASZLO MONOSTORI

PHD PROGRAMME COORDINATOR

PROF. NINO GRIZZUTI

PHD CANDIDATE

DR. TIZIANA SEGRETO

Academic Year 2005-2006

Acknowledgements

The present PhD thesis work was carried out with support by the following projects:

- EC FP6 Network of Excellence on Innovative Production Machines and Systems (I*PROMS)
- EC FP6 Network of Excellence on Multi-Material micro Manufacture (4M)
- Campania Region, Centre of Competence on Transportation (CRdC Trasporti)
- EC Asia IT&C Project on Intelligent Computation Applied to Manufacturing Systems (ICAMS)
- Franco-Italian University “Vinci” Project on Computational Methods for Analysis, Simulation and Forecasting
- Franco-Italian University Joint Thematic School Project on Virtual Engineering for Rapid Development of Products
- MAE Italy – Hungary Bi-lateral Project on AI Control of Production Systems
- MIUR PRIN 2002 Project on Intelligent Sensor Monitoring of Machining Processes (ISMAP)
- MIUR PRIN 2005 Project on Advanced Sensor Monitoring Techniques in Intelligent Manufacturing Systems (ASMIM)

Indice

Acknowledgements

Capitolo I: Monitoraggio e Controllo dei Processi di Lavorazione

I.1. Introduzione	1
I.2 Motivazioni economiche	3
I.3 Sistemi intelligenti di monitoraggio sensoriale	3
I.3.1 Sensori	4
I.3.2 Sensori intelligenti	5
I.3.3 Fusione di sensori	5
I.3.4 Macchine intelligenti	6
I.4 Il riconoscimento di configurazioni (Pattern Recognition)	7
I.5 Intelligenza artificiale (IA) e relative metodologie	9
I.5.1 I sistemi esperti	11
I.5.2 Le reti neurali artificiali	11
I.5.3 La logica sfumata (fuzzy logic)	12
I.5.4 I sistemi neuro-fuzzy	12
I.5.5 Gli algoritmi genetici	12
I.5.6 Gli agenti multipli	12

Capitolo II: Reti Neurali artificiali

II.1 Introduzione e cenni storici.	13
II.2 Il neurone biologico	15
II.3 Cervello e calcolatori	16
II.4 Il neurone artificiale	18
II.5 Reti di Hopfield	21
II. 6 Macchine di Boltzmann	24
II. 7 Il perceptrone a singolo strato	25
II.7.1. Apprendimento di un perceptrone	26

II.8 Il perceptrone multistrato	27
II.9 Funzionamento di una rete neurale artificiale	28
II.9.1 Regole di apprendimento	29
II.10 L'algoritmo di back-propagation	30
II.11 Classi di problemi risolvibili con le reti neurali artificiali	36
II.12 Criteri di progettazione di reti neurali artificiali	37
II.12.1 Preparazione dei dati	37
II.12.2 Scelta del modello di rete neurale artificiale	38
II.12.3 Determinazione delle caratteristiche della rete	38
II. 13 Reti neurali non supervisionate (Self Organizing Maps - SOM)	40

Capitolo III: Monitoraggio Sensoriale delle Condizioni dell'Utensile

III.1 Introduzione	43
III.2 Meccanismi d'usura degli utensili	44
III.3 Sistema di monitoraggio sensoriale per le condizioni dell'utensile nel taglio dei materiali compositi	49
III.4 Procedure sperimentali	52
<i>Macchina utensile</i>	52
<i>Utensili</i>	54
<i>Taratura sensore delle forze</i>	55
<i>Taratura del sensore di Emissione Acustica (EA)</i>	56
III.5 Materiali in lavorazione	57
III.6 Acquisizione dei segnali sensoriali di forza e di EA	58
III.7 Classificazione delle prove sperimentali.	59
III.7.1 Tabelle Riassuntive	60
III.8 Analisi dei segnali sensoriali della forza di taglio	64
III.8.1 Suddivisione dei segnali sensoriali di forza di taglio	68
III.9 Analisi dei segnali sensoriali dell'emissione acustica	69
III.9.1 Suddivisione dei segnali sensoriali dell'emissione acustica	70

III.9.2 Tabelle Riassuntive	72
III.10 Estrazione di caratteristiche	78
III.11 Presa di decisioni	85
III.11.1 Preparazione dei file di addestramento per reti neurali	85
<i>Diagrammi dell'errore e della distribuzione dei risultati per le due componenti della forza F_y, F_z, per le tre tipologie di materiale VRUD, CRUD, SMC, per ognuna delle configurazioni delle reti neurali supervisionate utilizzate</i>	88
<i>Diagrammi dell'errore e della distribuzione dei risultati per l'emissione acustica, per le tre tipologie di materiale VRUD, CRUD, SMC, per ognuna delle configurazioni delle reti neurali supervisionate utilizzate</i>	107
III.12 Percentuali di conformità.	118
III.13 Reti neurali non supervisionate applicate alle due componenti della forza.	123
III.14 Confronto tra le due tipologie di reti neurali utilizzate	129

Capitolo IV: Monitoraggio Sensoriale della Forma del Truciolo

IV.1 Introduzione	130
IV.2 Lavorazioni per asportazione di truciolo	132
<i>Limatura e piallatura</i>	133
<i>Tornitura</i>	133
<i>Foratura</i>	134
<i>Fresatura</i>	135
<i>Molatura</i>	135
IV.2.1 Meccanismi di base delle operazioni di taglio.	136
IV.2.2 Meccanismi della formazione del truciolo	138
IV.2.3 Meccanica della formazione del truciolo	142
IV.3 Procedure sperimentali	150
IV.4 Sistema di monitoraggio sensoriale per il controllo della forma del truciolo	151
IV.5 Acquisizione dei segnali sensoriali di forza	153
IV.6 Analisi dei segnali sensoriali della forza di taglio	154

IV.7 Estrazione di caratteristiche	155
IV.8 Presa di decisioni	156
IV.9 Preparazione dei file di addestramento per reti neurali	157
<i>Addestramento delle reti neurali.</i>	157
IV.10 Rappresentazione grafica dei risultati	163
<i>Warsaw University of Technology</i>	
<i>Risultati ottenuti per ognuna delle configurazioni delle reti neurali supervisionate utilizzate</i>	
<i>Diagrammi dell'errore e della distribuzione dei risultati</i>	164
<i>University of Kentucky</i>	
<i>Risultati ottenuti per ognuna delle configurazioni delle reti neurali supervisionate utilizzate</i>	
<i>Diagrammi dell'errore e della distribuzione dei risultati.</i>	193
IV.11 Percentuali di conformità.	246
<i>Warsaw University of Technology Success Rate (%)</i>	250
<i>University of Kentucky Success Rate (%)</i>	256
IV.12 Conclusioni	263
Bibliografia	265

Capitolo I

Monitoraggio e Controllo dei Processi di Lavorazione

I.1. Introduzione

Nel panorama della moderna produzione industriale, si può osservare come i consumatori richiedano sempre più prodotti di qualità a costi ragionevoli e su misura per le loro specifiche esigenze. La risposta dei produttori a queste richieste ha portato allo sviluppo di sistemi flessibili per la produzione di una ampia varietà di prodotti con elevate prestazioni, che implicano requisiti di precisione e di complessità incrementati. Ma l'aumento di complessità comporta necessariamente l'aumento della possibilità di errori e difetti nei prodotti finiti. Inoltre, i costi per l'automazione dei processi produttivi sono così elevati da richiedere, per l'efficienza economica, il funzionamento su tre turni.

Si rende quindi necessaria la produzione non presidiata, o presidiata in misura minima, sia per ridurre gli elevati costi di manodopera sia, in alcuni casi, per sopperire alla mancanza sul mercato del lavoro di operatori specializzati nella conduzione di sistemi automatizzati di produzione.

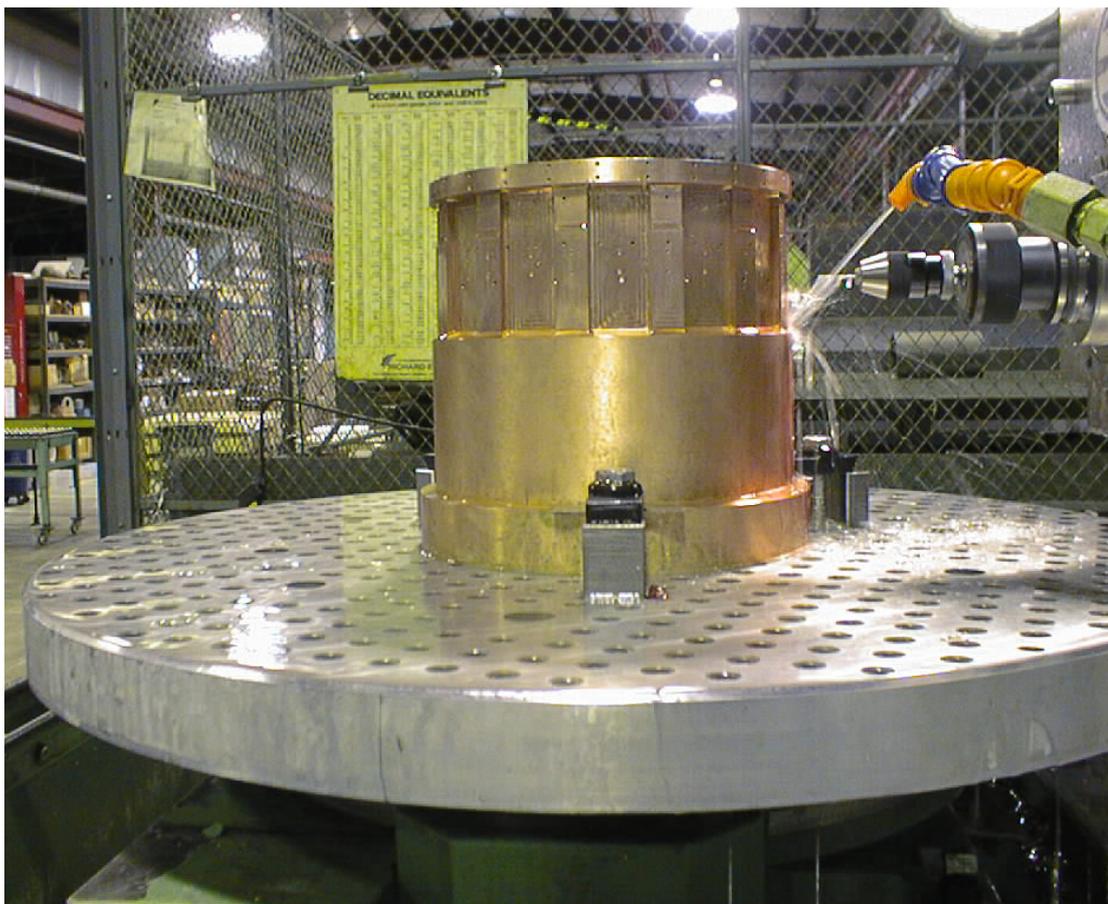
La realizzazione di sistemi di produzione non presidiata è stata indicata come uno dei maggiori ostacoli allo sviluppo della produzione assistita al calcolatore (CIM) o, su scala più ridotta, di sistemi flessibili di lavorazione.

Per meglio comprendere le difficoltà di realizzazione di sistemi di produzione non presidiata, vale la pena passarne in rassegna le caratteristiche, che corrispondono a quelle della cosiddetta fabbrica del futuro. Quest'ultima deve garantire costi e tempi minimi di cambio prodotto (changeover). Ciò significa ridurre i costi e i tempi globali di produzione e, in definitiva, incrementare la produttività; massima flessibilità di produzione e rapido rinnovo della gamma produttiva, cioè capacità di realizzare un insieme molto ampio di prodotti utilizzando lo stesso macchinario; tempi minimi di fermo macchina per guasti ed interventi di manutenzione.

In sostanza, si richiede un aumento dell'affidabilità del sistema di produzione; massima completezza delle “famiglie” di pezzi progettati e fabbricati; capacità di adattamento alla inevitabile variabilità dei materiali e delle condizioni di processo; capacità di affrontare progetti e tecnologie di produzione sempre più complessi. Ciò comporta la disponibilità di macchinari in grado di gestire questi incrementi di complessità; capacità di integrare, a costi minimi, nuovi processi tecnologici nel sistema esistente.

Già negli attuali sistemi di produzione, e a maggior ragione nella fabbrica del futuro, è presente una grandissima varietà di materiali, di utensili e di condizioni operative; ciò comporta inevitabilmente il verificarsi di malfunzionamenti. Per far fronte agli errori, ai difetti e ai malfunzionamenti e contemporaneamente sviluppare e garantire le capacità della fabbrica del futuro sopra descritte, occorrono una modellistica di base dei processi produttivi e **metodi di monitoraggio e controllo** della produzione.

Modelli affidabili di previsione delle prestazioni dei sistemi automatizzati sono assai difficili da reperire o, spesso del tutto assenti. Nella maggior parte dei casi occorre utilizzare sensori per assicurare prestazioni ottimali al sistema di produzione. Cresce, quindi, l'esigenza di sistemi di monitoraggio sensoriale e delle condizioni dei sistemi di produzione. Per migliorare l'efficienza di questi sistemi, occorre sviluppare sensori migliorati e tecniche più sofisticate per l'elaborazione dei dati sensoriali.



I.2 Motivazioni economiche

Le principali motivazioni economiche per l'impiego di sistemi di monitoraggio dei processi produttivi sono legate all'incremento dei tempi di produzione e alla crescita della domanda di precisione nelle lavorazioni. La Tabella sottostante illustra la disponibilità di tempo di produzione nel caso di sistemi di produzione rispettivamente senza monitoraggio e con monitoraggio.

Motivazioni per il monitoraggio	Caratteristiche da rilevare
Riduzione scarti Dimensioni fuori tolleranza Finitura superficiale fuori tolleranza	Dimensioni pezzo, profilo, temperatura Rugosità, condizione utens., posiz. tagliente
Riduzione tempo totale di lavoraz./pezzo Tempo di lavorazione Tempo di cambio utensile/pezzo Tempo di regolazione utensile Tempo perduto per rottura utensile Tempo perduto per allontanamento truciolo	Carico, vibr. utens., distanza utensile-pezzo Sviluppo usura utens., condizioni utensile Posizione tagliente Carico, condiz. utensile, vibraz. utensile Rottura/congestione truciolo
Riduzione costo medio di lavorazione Numero utensili per pezzo Riduzione costo medio di portautensili rotti per pezzo Riduzione tempi di attraversamento, perdita vendite, ecc., nel caso di capacità ridotte Evitare collisioni utensile/pezzo Evitare guasti improvvisi macchina Cuscinetti Ingranaggi Lubrificanti Refrigeranti Guarnizioni Evitare danni al pezzo per malfunzionamento bloccaggi pezzo Incremento vita utile attrezzature Incremento precisione, riduzione ricalibrazione, minimizzazione tempi di avviamento	Sviluppo usura utensile Condizioni utensile Carico, condizioni utensile, vibrazione utensile Carico del sistema ed altre caratteristiche secondo le condizioni Visione scena, carico, prossimità Temperatura, vibrazioni, rumore Temperatura, vibrazioni, rumore Flusso, temperatura Flusso, temperatura Temperatura Forza di bloccaggio, flusso, pressione idraulica Sovraccarico, temp. a velocità eccessive Temp. componenti macchina, lubrificanti, fluidi idraulici, refrigeranti; congestione truciolo

Tabella 1.1: Motivazioni per l'impiego di tecniche di monitoraggio nelle lavorazioni per asportazione di materiale

I.3. Sistemi intelligenti di monitoraggio sensoriale

Da quanto finora esposto, emerge chiaramente l'esigenza di sistemi sensoriali di monitoraggio di processo in grado di garantire la produzione durante i turni di lavoro non presidiati, nonché le elevate prestazioni richieste ai prodotti.

Uno dei principali impedimenti allo sviluppo del monitoraggio e controllo dei sistemi di produzione è rappresentato dalla carenza, ed in alcuni casi dalla mancanza, di sensori affidabili, compatti e relativamente semplici da usare.

Un sistema intelligente di monitoraggio sensoriale necessita dell'impiego di *sensori*. I comuni sensori presentano una scarsa capacità di fornire in uscita segnali sensibili ed eventi importanti in ingresso, per sopperire a questo tipo di carenza, è necessario ricorrere a *sensori intelligenti*.

Per migliorare l'affidabilità di un sistema di monitoraggio è logico e ragionevole utilizzare più tipi di sensori, combinandone i segnali di risposta per fornire informazioni corroborative sullo stato delle lavorazioni. L'impiego di sistemi sensoriali integrati comporta metodi di *fusione di sensori*. Un sensore intelligente per il monitoraggio di processo è essenzialmente un componente di un sistema intelligente di produzione o, su scala più ridotta, di una *macchina utensile intelligente*.

I.3.1 Sensori

I sensori attualmente disponibili chiamati spesso ad operare in ambienti di produzione decisamente ostili, presentano limiti di precisione, affidabilità, ripetibilità, spettro di risposta o sono inadatti a monitorare alcuni dei fenomeni che è necessario tenere sotto osservazione durante le lavorazioni.

Per migliorare l'efficienza dei sistemi di monitoraggio, è necessario sviluppare sensori migliorati e metodi di elaborazione dei dati sensoriali più sofisticati.

I principali tipi di sensori utilizzati per il monitoraggio di processo sono elencati nella tabella di seguito:

Grandezza da rilevare	Tipo di sensore
Spostamento	LVDT, encoder
Forza/Coppia	Estensimetrici elettrici, trasduttori piezoelettrici, ecc.
Vibrazioni/Accelerazione	Trasduttori piezoelettrici
Radiazioni luminose	IR, visibile: laser, celle fotoelettriche, fibre ottiche, telecamere CCD, ecc.
Corrente/Potenza elettrica	Amperometri, wattmetri
Temperatura	IR, termocoppie, ecc.
Tattili	Renishaw, calibri, micrometri, ecc.
Emissione acustica	Trasduttori piezoelettrici
Fluidica	Pneumatici, idraulici
Suono	Microfoni audio, bassa frequenza passiva
Segnali ultrasonici	Trasduttori piezoelettrici ad alta frequenza attiva
Eddy current	Sensori per correnti passive
Magnetismo	Testine magnetiche
Radioattività	Scintillatori

Tabella 1.2: Principali tipi di sensori impiegati nel monitoraggio di processo

I.3.2 Sensori intelligenti

Il successo del monitoraggio di processo basato sull'errore umano è legato alle notevolissime abilità dell'uomo in compiti di monitoraggio. Ovviamente, il monitoraggio basato sull'uomo è caratterizzato da limiti. In particolare se una specifica di base dei sensi umani viene violata, si rende necessario l'impiego di sensori.

Per esempio, se un oggetto si muove con velocità troppo elevata, esso non può essere visto dall'operatore ed è necessario ricorrere a sensori ottici (celle fotoelettriche).

Anche i sensori presentano limiti e svantaggi; in particolare una scarsa capacità di fornire in uscita segnali sensibili ed eventi importanti in ingresso.

Per sopperire a questo tipo di carenza, è necessario ricorrere **all'elaborazione dei dati sensoriali e all'estrazione di caratteristiche significative dal segnale rilevato.**

Un sensore che sia dotato di queste capacità è definito “**sensore intelligente**”.

Un sensore intelligente, o sistema sensoriale intelligente, per compiti di monitoraggio di processo, comprende:

- a) risorse di elettronica hardware:
 - **sensore vero e proprio**
 - **strumentazione per il condizionamento del segnale**
- b) risorse di software decisionale:
 - **metodologie di elaborazione del segnale**
 - **tecniche di estrazione di parametri caratteristici**
 - **procedure decisionali**
- c) risorse di autocalibrazione e diagnostica

In tal modo, l'uscita del sistema sensoriale intelligente verso il controllore di processo è di alto livello e può essere utilizzata per attivare azioni aggiuntive di controllo. L'intelligenza di un tale sistema è legata alle capacità di estrarre informazioni dal processo di lavorazione; controllare il processo in maniera ottimale; ottenere le caratteristiche finali del prodotto in modo ottimale.

I.3.3 Fusione di sensori

Per migliorare l'affidabilità di un sistema di monitoraggio è logico e ragionevole utilizzare più tipi di sensori, combinandone i segnali di risposta per fornire informazioni corroborative sullo stato delle lavorazioni. E' possibile impiegare sensori multipli indipendenti e sensori multipli integrati.

L'impiego di sensori multipli che operano in modo indipendente (ciascun sensore segnala un differente fenomeno) presenta un interesse decisamente minore rispetto ai sistemi di sensori integrati. Il concetto di sensore integrato è molto vicino a quello di sensore intelligente; un sistema sensoriale integrato, infatti, è dotato di uno o più elementi trasduttori; elettronica per il condizionamento e elaborazione del segnale; un microcontrollore e circuiti di comunicazione.

L'impiego di sistemi sensoriali integrati comporta metodi di **“fusione di sensori”**. Si tratta di strategie di integrazione delle informazioni provenienti da diversi sensori per migliorare le conoscenze sul processo, incrementare la precisione e risolvere le ambiguità.

Il principale vantaggio della fusione di sensori sta nella ricchezza di informazioni utili per le tecniche di elaborazione dei segnali; l'estrazione di parametri caratteristici; il software decisionale.

L'obiettivo della fusione dei sensori consiste nell'incrementare l'affidabilità delle informazioni per prendere decisioni corrette sullo stato del processo. Le tecniche di fusione dei sensori sono pertanto strettamente collegate ai metodi di selezione ed estrazione di caratteristiche significative dai segnali sensoriali.

Il problema consiste nello stabilire relazioni tra parametri misurati e corrispondenti parametri di processo. Questo tipo di relazioni può essere codificato per via teorica, impostando relazioni tra un fenomeno e il parametro di processo misurato; e per via empirica, utilizzando dati sperimentali per mettere a punto i dati di un modello proposto.

Modelli teorici affidabili di correlazione tra dati sensoriali e caratteristiche del processo di lavorazione sono molto difficili da sviluppare. I metodi empirici diventano quindi particolarmente attraenti.

Mediante l'approccio empirico, è possibile proporre una relazione tra una caratteristica di processo e le uscite sensoriali e poi mettere a punto i parametri non noti di un modello utilizzando dati sperimentali; e associare configurazioni (pattern) di dati sensoriali a una decisione corretta sullo stato del processo senza considerare modelli di correlazione.

Quest'ultimo approccio è noto come **pattern recognition** o **riconoscimento di configurazioni**.

I.3.4 Macchine intelligenti

Un sensore intelligente per il monitoraggio di processo è essenzialmente un componente di un sistema intelligente di produzione o, su scala più ridotta, di una macchina utensile intelligente. Una macchina automatica ad autocorrezione è stata definita come una macchina in grado di effettuare specifiche funzioni senza input dettagliato da parte degli operatori e indipendentemente dalle variazioni delle caratteristiche dei materiali.

Lo sviluppo delle macchine utensili intelligenti rappresenta la risposta alla crescita dei requisiti di conoscenza e di monitoraggio sensoriale nelle lavorazioni meccaniche.

L'intelligenza di queste macchine può essere correlata agli aspetti dei processi di produzione relativi ai materiali (variazioni delle proprietà delle materie prime); alla geometria (variazioni micro e macrogeometriche di superficie, forma e posizione); alla quantità (produttività, rendimento, carico di lavoro); alla posizione (traslazioni, rotazioni, orientazioni); al tempo (sequenza delle operazioni).

Un ruolo fondamentale in ogni macchina intelligente è sostenuto dal controllo che spesso funge da collegamento tra le funzioni di processo della macchina e le funzioni decisionali. Un secondo collegamento vitale tra processo e funzioni decisionali è fornito dai sensori e dalle risposte sensoriali. Un sistema intelligente per il controllo del processo deve possedere capacità decisionali e di riconoscimento di caratteristiche, i cui algoritmi possano essere migliorati mediante procedure di apprendimento basate sul rilevamento di dati empirici.

L'architettura del sistema di controllo di una macchina utensile intelligente è caratterizzata da due funzioni fondamentali:

- capacità di riconoscere lo stato del processo di lavorazione
- capacità di decidere quale funzione di controllo attivare

Queste capacità vengono assicurate da tecniche di riconoscimento di caratteristiche (**pattern recognition**) e regole decisionali (**problem solving**) che sostengono un ruolo fondamentale nel sistema. A partire da dati empirici disponibili in anticipo, vengono impiegate procedure di apprendimento per approntare algoritmi di riconoscimento di caratteristiche e regole decisionali.

I.4 Il riconoscimento di configurazioni (Pattern Recognition)

Davanti a nuove situazioni l'uomo è capace di riconoscerle e classificarle in base alle proprie percezioni, cognizioni ed esperienze; nella *pattern recognition* la procedura per la quale una data configurazione è mappata nella corretta classe di appartenenza è opaca. Quindi è importante rendere tale mappatura trasparente.

In generale, un pattern è una struttura di configurazioni contenenti informazioni del problema in esame. Per esempio: consideriamo il tempo atmosferico. Se vogliamo dargli un formato pattern dobbiamo descrivere la sua configurazione:

tempo atmosferico \equiv ((temperatura in °C: 18,2),
 (pioggia caduta nelle ultime 24 ore in mm: 0,2),
 (umidità relativa in percentuale:70))

Questa configurazione può anche essere presentata semplicemente come una lista di numeri reali:

tempo atmosferico \equiv (18,2; 0,2; 70)

Allora un pattern di N-componenti reali può essere visto come un *vettore* di uno spazio N-dimensionale; ogni pattern corrisponde ad un punto in quello spazio.

Considerato un generico oggetto o classe X dare una mappatura trasparente significherà seguire uno schema come in figura:

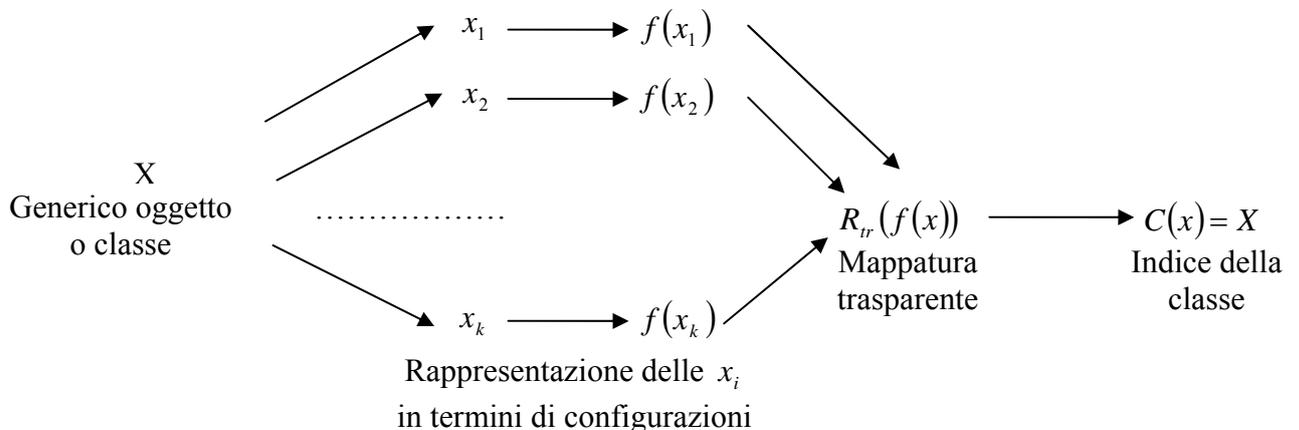


Figura 1.1: Schema della mappatura trasparente di un generico oggetto X

Allora l'oggetto X viene dapprima descritto in termini di appropriate configurazioni, cioè andiamo da x a $f(x)$, dopodichè si effettua una mappatura trasparente, $R_r(f(x))$, per andare da $f(x)$ a $c(x)$. Implementando tale schema su un computer, avremo quindi bisogno di conoscere non solo $R_r(f(x))$ ma anche $f(x)$.

In generale, quando vogliamo risolvere un problema reale, ad esempio il riconoscimento che un dato oggetto è una mela, sebbene abbiamo degli eccellenti sensori in grado di quantificare misure relative all'oggetto in esame, è sicuramente difficile capire quali di queste caratteristiche è rilevante e quale no. Quindi la scelta delle caratteristiche di un pattern è uno dei passi più importanti per la sua classificazione.

Nella classificazione di modelli bisogna:

- interpretare delle estrazioni di configurazioni; cioè bisogna decidere come la manifestazione di x dell'oggetto X può essere scritto nella forma $f(x)$
- imparare la mappatura trasparente $R_r(f(x))$; cioè l'insieme delle configurazioni principali per dedurre ruoli decisivi
- mettere in pratica la mappatura $R_r(f(x))$ per produrre una classificazione dell'oggetto

Nel caso particolare di un monitoraggio di processo, quando si vogliono stabilire relazioni tra parametri misurati e corrispondenti parametri di processo, cioè relazioni tra un fenomeno e il parametro di processo misurato; è possibile proporre una relazione tra una caratteristica di processo e le uscite sensoriali e poi mettere a punto i parametri non noti di un modello utilizzando dati sperimentali; e associare configurazioni (pattern) di dati sensoriali a una decisione corretta sullo stato del processo senza considerare modelli di correlazione.

La **pattern recognition** comprende tre fasi:

- campionamento del segnale in ingresso (acquisizione vettore di misura)
- selezione ed estrazione di n parametri caratteristici dal vettore di misura (estrazione vettoriale di caratteristiche)
- classificazione nello spazio parametrico a n dimensioni per prendere decisioni sullo stato del processo

Il riconoscimento di configurazioni consente l'apprendimento da parte della macchina e la sintesi della conoscenza mediante osservazioni di dati sensoriali e minimo intervento umano. Consente inoltre l'integrazione di informazioni provenienti da diversi sensori.

I metodi di riconoscimento di caratteristiche provenienti da un singolo sensore o da differenti tipi di sensori (fusione di sensori) sono vari, tra i più attuali ci sono le **tecniche computazionali intelligenti**.

I.5 Intelligenza artificiale (IA) e relative metodologie

L'Intelligenza Artificiale è un ramo delle scienze computazionali che studia sistemi che imitano l'intelligenza umana; è, quindi, “lo studio di come far fare ai calcolatori cose che, ora come ora, gli esseri umani fanno meglio” (Elaine Rich, 1972, Artificial Intelligence).

Cominciò a svilupparsi intorno agli anni '50 ed ebbe come prime applicazioni la risoluzione di giochi e la dimostrazione di teoremi. Samuel scrisse un programma per la dama che non solo giocava contro veri avversari, ma usava la propria esperienza in tali partite per migliorare il proprio gioco futuro. Il Logic Theorist fu uno dei primi tentativi di dimostrare teoremi matematici: era capace di dimostrare diversi teoremi del primo capitolo dei Principia Matematica di Whitehead e Russell.

Un'altra delle prime incursioni nel territorio dell'IA si concentrò su quel tipo di problemi che affrontiamo tutti i giorni, che è spesso chiamato ragionamento di buon senso.

Per studiare questa forma di ragionamento Newell, Shaw e Simon costruirono il General Problem Solver (GPS), ma fu possibile applicarlo solo per attività abbastanza semplici.

Con il progredire dell'IA si affrontarono altri problemi: come la percezione (visione e parlato), la comprensione del linguaggio naturale e la risoluzione di problemi specializzati quali la diagnosi medica e l'analisi chimica.

I calcolatori sono oggetti in grado di memorizzare grandi quantità di informazioni in nanosecondi o di eseguire calcoli aritmetici molto complessi senza errore. Non sono, però, capaci di svolgere attività come interpretare una scena visiva o comprendere una frase, oppure ragionare su oggetti fisici e le loro reciproche relazioni (esempio: un oggetto può essere in un sol luogo alla volta) o ragionare su azioni e loro conseguenze (esempio: se si lascia andare un corpo, esso cadrà al suolo e potrà rompersi).

Tutte queste attività sono invece estremamente semplici, anzi quotidiane, per l'uomo. Nello sviluppo della vita di un essere umano si apprendono dapprima capacità di percezione, linguistiche e di buon senso; più tardi si acquisiscono capacità specializzate, come la progettazione, la medicina e la finanza. Può sembrare plausibile che le prime capacità siano più semplici e dunque più facilmente riproducibili con in calcolatore, tuttavia tale ipotesi si dimostra errata. Sebbene le capacità specializzate richiedano conoscenze che non tutti hanno, esse richiedono spesso una quantità di conoscenza molto minore di quella richiesta dalle attività della vita ordinaria.

Di conseguenza, le aree dove oggi l'IA ha più successo sono quelle che richiedano conoscenza specialistica. I problemi di IA coprono uno spettro assai ampio ma hanno come fattore comune il fatto che l'intelligenza richiede conoscenza. Alcuni dei problemi che sono stati affrontati con l'IA sono:

Attività normali

- Percezione
 - Visione
 - Linguaggio parlato
- Linguaggio naturale
 - Comprensione
 - Generazione

- Traduzione
- Ragionamento di buon senso
- Controllo di robot

Attività formali

- Giochi
 - Scacchi
 - Backgammon
 - Dama
- Matematica
 - Geometria
 - Logica
 - Calcolo differenziale
 - Dimostrazione di proprietà di programmi

Attività specializzate

- Ingegneria
 - Progetto
 - Ricerca di guasti
 - Pianificazione della produzione
- Analisi scientifica
- Diagnosi medica
- Analisi finanziaria

Una tecnica di IA è un metodo che sfrutta la conoscenza rappresentata in modo tale che:

- dia conto delle generalizzazioni. In altre parole, non è necessario rappresentare separatamente ciascuna situazione individuale. Al contrario, situazioni che condividono proprietà importanti sono raggruppate insieme. Se la conoscenza non possiede questa proprietà sono necessarie enormi quantità di memoria e di aggiornamenti
- possa essere compresa da coloro che devono fornirla. Sebbene per molti programmi il grosso dei dati possa essere acquisito automaticamente (ad esempio mediante letture di una serie di strumenti), in molti settori dell'IA la maggior parte della conoscenza posseduta da un programma deve, fondamentalmente, essere fornita da persone, in termini che esse comprendono
- possa essere modificata facilmente, per correggere errori e per riflettere i cambiamenti del mondo e della nostra visione del mondo
- possa essere utilizzata in molte situazioni, anche se non è del tutto precisa o completa
- possa essere utilizzata come ausilio per superare la sua stessa massa, aiutando a restringere la gamma di possibilità da considerare

Sebbene le tecniche di IA debbono essere progettate in accordo con questi vincoli imposti dai problemi di IA, c'è un certo grado di indipendenza tra i problemi e le loro tecniche di risoluzione. E' possibile risolvere problemi di IA senza utilizzare tecniche di IA (per quanto le soluzioni così ottenute saranno difficilmente buone). E' probabile che ciò sia una buona idea per quei problemi che possiedono molte delle stesse caratteristiche dei problemi di IA.

I metodi di applicazione dell'IA sono vari; i principali sono: *i sistemi esperti, le reti neurali, la logica fuzzy, gli algoritmi genetici e gli agenti multipli*. Inoltre è possibile anche ottenere dei metodi ibridi combinando tra loro i vari metodi, per esempio *i sistemi neuro-fuzzy*.

I.5.1 I sistemi esperti

I sistemi esperti sono programmi di uso quotidiano noti come “Shells”. Essi hanno tre elementi principali:

1. *una base di conoscenza:*

tale conoscenza è rappresentata mediante regole (IF-THEN), che vengono spesso accoppiate ad un sistema frame che definisce gli oggetti che appaiono nelle regole. Tipicamente, per costruire una base di conoscenza, un “ingegnere della conoscenza” intervista un esperto del settore per acquisire la sua conoscenza, che viene poi tradotta in regole.

2. *un meccanismo di deduzione (motore inferenziale):*

tale meccanismo permette di manipolare la conoscenza acquisita per risolvere problemi.

3. *una interfaccia utente:*

cioè un dispositivo atto a spiegare agli utenti come i sistemi esperti hanno agito.

I.5.2 Le reti neurali artificiali

Una rete neurale artificiale è un modello computazionale del cervello umano dove la computazione è distribuita su una molteplicità di unità elementari di processo, interconnesse tra loro, dette *neuroni* o *nodi*, disposte a *livelli* o *strati*, che operano in parallelo.

Le uscite dei nodi in un livello sono trasmessi ai nodi di un altro livello attraverso connessioni che amplificano o attenuano le uscite mediante fattori peso. Eccetto per i nodi del livello di ingresso, l'insieme degli ingressi per ogni nodo è la somma delle uscite pesate dei nodi del livello precedente. Ogni nodo è attivato in accordo con l'ingresso al nodo, la funzione di attivazione del nodo e la soglia del nodo, in accordo, il nodo spara un output.

In questo modo, una rete neurale provvede ad una mappatura attraverso quei punti nello spazio delle uscite sono associate ai corrispondenti punti di uno spazio di uscite sulla base di valori assegnati, la cui classe di appartenenza potrebbe essere unica.

La conoscenza, nelle reti neurali, è costruita dall'addestramento mediante esempi. Tale addestramento può avvenire in due modi: **con supervisione** e **senza supervisione**.

Nell'*apprendimento supervisionato* ad ogni vettore in ingresso corrisponde un vettore in uscita, costituendo così una coppia di vettori. Per ogni coppia viene calcolato l'errore dato dalla differenza tra l'uscita ottenuta e quella desiderata. Dopodiché i pesi di connessione vengono modificati finché l'errore non assume un valore minimo accettabile.

Nell'*apprendimento non supervisionato* non abbiamo una coppia di vettori ma semplicemente un vettore di ingresso. La rete modifica i pesi di connessione in modo tale che ad ingressi simili corrispondano uscite simili, e a ingressi diversi corrispondano uscite diverse.

I.5.3 La logica sfumata (fuzzy logic)

La motivazione alla base dell'impiego degli insiemi fuzzy è il bisogno di rappresentare proposizioni come: "Gianni è molto alto", "Maria è leggermente malata".

La logica fuzzy consente di rappresentare l'appartenenza ad un insieme come una distribuzione di possibilità. Un insieme fuzzy definisce una mappatura tra gli elementi nello spazio degli input e i valori nell'intervallo $[0, 1]$ attraverso una funzione di appartenenza che è una curva del tipo triangolare, rettangolare, trapezoidale, gaussiana, sigmoidale, ecc..

Un sistema basato sulla logica fuzzy (sfumata) è costituito da una collezione di regole IF-THEN, dove IF è detto "antecedente" e THEN è detto "conseguente".

Gli insiemi di regole fuzzy hanno parecchi antecedenti che sono combinati tra loro usando degli operatori. Tale combinazione genera un valore che determina il risultato della regola.

I.5.4 I sistemi neuro-fuzzy

I sistemi di logica fuzzy sono visti come un anello naturale tra approcci simbolici e subsimbolici dell'IA. Innanzitutto essi possono lavorare in tempo reale e non nell'incertezza come le reti neurali ed inoltre possono maneggiare informazioni sia simboliche sia numeriche. Tuttavia, i sistemi fuzzy non incorporano usualmente abilità di apprendimento automatico e configurazioni adattative.

Allora si è visto che combinando le reti neurali e i sistemi basati sulla logica fuzzy e integrando, quindi, le loro tipologie si ottiene un sistema che ha una elevata prestazione. Il sistema risultante, detto sistema neuro-fuzzy, è un sistema ibrido dove l'architettura resta fuzzy ma si usano tecniche di apprendimento neurali, che possono essere addestrate automaticamente.

I.5.5 Gli algoritmi genetici

Gli algoritmi genetici sono ispirati da fenomeni di tipo biologico, essi imitano computazionalmente la teoria dell'evoluzione di Darwin. Le variabili interagenti nel problema in esame vengono dapprima combinate e codificate in una serie di stringhe binarie formando dei "cromosomi" numerici noti come la "popolazione". Attraverso una funzione "fitness" la popolazione di cromosomi viene classificata: le stringhe giudicate "più forti" sono assegnate alla "sopravvivenza" o alla "riproduzione" con altre stringhe di cromosomi attraverso degli operatori genetici.

I.5.6 Gli agenti multipli

Con gli agenti multipli si sviluppa l'idea che l'intelligenza è la capacità di un sistema di interagire con l'ambiente che lo circonda, quindi, con essi, un sistema intelligente è visto come una società di agenti intelligenti capaci di occuparsi di problemi distribuiti.

L'idea nacque da un lavoro di Minsky dove un controllo centralizzato e gerarchico è rimpiazzato da un gruppo di agenti.

Gli agenti multipli sono utilizzati dapprima singolarmente: ogni agente è responsabile di analizzare l'attività di una parte o più parti di un sistema, dopodiché gli agenti comunicano tra loro negoziando la modalità di raggiungimento degli specifici obiettivi.

Capitolo II

Reti Neurali Artificiali

II.1 Introduzione e cenni storici

Tra le tecniche di intelligenza artificiale descritte nel capitolo I per il monitoraggio e il controllo dei processi di lavorazione sono state scelte le reti neurali artificiali perché sono particolarmente adatte per la risoluzione di problemi di *predizione*, *classificazione* e di *associazione* una volta noti i segnali sensoriali in ingresso ed inoltre sono capaci di risolvere problemi di *filtraggio* eliminando il rumore ai segnali in ingresso.

Lo studio delle reti neurali risale ai primi tentativi di tradurre in modelli matematici i principi dell'elaborazione biologica. Le più antiche teorie del cervello e dei processi mentali sono state concepite dai filosofi greci *Platone* (427-347 a.C.) e *Aristotele* (384-322 a.C.). Queste teorie furono riprese molto più tardi da Cartesio (1586-1650) e nel XVIII secolo dai filosofi empiristi.

Il neurofisiologo *W.S. MC Cullock* e il matematico *W.A. Pitts* in un famoso lavoro del 1943 sono stati i primi a formulare un modello di rete neurale, schematizzando un combinatore lineare a soglia, con dati binari multipli in entrata e un singolo dato binario in uscita, connessi in modo da formare una rete, in grado di calcolare semplici funzioni booleane. *John Von Neumann*, dopo aver formulato l'architettura base dei moderni calcolatori, comincia nel 1948 lo studio delle *reti di automi cellulari* precursori di nuovi modelli computazionali.

Nel 1949 *Donald Hebb*, dagli studi sul processo di apprendimento dei neuroni, dedusse la prima *regola di apprendimento* applicata nelle reti neurali. Contemporaneamente gli studi di *Lashley* sulla mente umana indicavano che l'organizzazione della conoscenza e la memoria si basava su rappresentazioni distribuite.

Nei primi anni sessanta si costruiscono le prime macchine in grado di presentare primitive forme di apprendimento spontaneo e guidato, sono il *Perceptron* di *Frank Roseblatt* e l'*Adaline (Adaptive linear element)* di *Bernard Widrow*. Il *Perceptron* è una rete neurale costituita da dispositivi logici in grado di risolvere semplici problemi di riconoscimento di forme. Esso rappresentò un prototipo delle strutture che vennero elaborate più avanti.

Anche in Italia si sviluppano iniziative particolarmente importanti. *Eduardo Caianello*, dell'Università di Napoli, sviluppò la sua teoria sui processi e le macchine pensanti sulla base delle idee di *Mc Cullock, Pitts e Hebb*. A Genova venne realizzata da *Augusto Gamba* una macchina derivata dal Perceptron. Nel 1969 *Marvin Minsky* e *Seymour Papert* pubblicarono un'analisi molto critica delle macchine tipo il Perceptron. Essi dimostrarono matematicamente le limitazioni delle reti neurali nel risolvere problemi quali la determinazione della parità di un numero binario, il calcolo di una funzione XOR di 2 bit o la classificazione delle immagini in base alla loro connettività. Questi problemi potevano essere risolti solo da reti neurali omniconnesse in cui ogni neurone è connesso con tutti gli altri neuroni della rete; in questo tipo di rete il numero delle connessioni crescerebbe esponenzialmente all'aumentare del numero di neuroni contrariamente a quanto avviene nei sistemi biologici nei quali le connessioni crescono linearmente. In seguito alle tesi di Minsky il campo delle reti neurali fu abbandonato dalla maggior parte degli studiosi, i quali si rivolsero al campo della cibernetica apparentemente più promettente.

Questo cambiamento di interessi fu causato anche dal fatto che la tecnologia allora disponibile rendeva molto difficoltosa o addirittura impossibile la sperimentazione nel campo delle reti neurali, né vi erano computer abbastanza veloci per simulare reti neurali complesse.

Negli anni sessanta e settanta la ricerca continuò con contributi teorici e poche applicazioni. Alcuni ricercatori come *Shunichi Amari, Kunihiko Fukushima* e *Shephen Grossberg* tentarono di simulare il comportamento di neuroni cerebrali con reti di unità di calcolo operanti in modalità parallela. Inoltre formularono teorie matematiche ed architetture per individuare e classificare i tratti caratteristici delle forme da riconoscere e per costruire le prime *memorie associative*. In queste ultime vengono utilizzate informazioni parziali come chiavi per recuperare dati memorizzati.

L'interesse sviluppatosi nei primi anni '80 per i modelli neurali è sicuramente dovuto a diversi fattori, che sono elencati di seguito:

- i progressi compiuti nella comprensione di alcuni fenomeni computazionali biologici
- la disponibilità di potenti computer in grado di simulare i nuovi modelli neurali
- lo sviluppo di tecnologie VLSI e ottiche che si prestano alla costruzione di circuiti di tipo neurotico

John Hopfield del California Institute of Technology propose nel 1982 un modello computazionale basato su concetti energetici e pertanto applicabile in svariati campi. Questo nuovo modello permise di studiare il comportamento globale di reti molto più complesse dei perceptron, non analizzabili con metodi classici. In particolare era possibile studiare reti con neuroni nascosti. Con questo risultato termina la "preistoria" dello studio delle reti neurali e inizia la cronaca di un settore in rapida evoluzione.

Nel 1987 la CEE promuove il progetto *BRAIN (Basic Research in Adaptive Intelligence and Neurocomputing)*, inoltre si tiene a S. Diego la prima conferenza internazionale sulle reti neurali con 2000 partecipanti provenienti sia dalle università sia dall'industria. Alla luce dei risultati ottenuti, Minsky e Papert rivedono le loro critiche e indicano nuove direzioni di sviluppo nell'area delle reti neurali.

II.2 Il neurone biologico

Il sistema nervoso si divide in due parti principali: *periferico* e *centrale*. Il primo svolge funzioni di interfaccia tra il sistema nervoso centrale e l'ambiente esterno. I segnali trattati comprendono gli ingressi sensoriali, le uscite si manifestano con stimoli motori, dolori, immagini visive, percezioni varie. Il sistema nervoso centrale è costituito dalla spina dorsale e dal cervello, formato a sua volta da talamo, ipotalamo, gangli basali, sistema limbico e neocorteccia.

L'unità costitutiva di tutto il sistema nervoso è il **neurone**. Ciascun neurone consiste in un corpo cellulare, o **soma**, che contiene il nucleo cellulare. A partire dal corpo cellulare si ramifica un gran numero di fibre chiamate **dendriti** e una singola fibra lunga chiamata **assone**. I dendriti si ramificano in una rete cespugliosa attorno alla cellula, mentre l'assone si allunga per un lungo tratto, in genere circa un centimetro (cento volte il diametro cellulare) e fino a un metro in casi estremi. Verso la fine dell'assone si suddivide in ramificazioni che si connettono ai dendriti e ai corpi cellulari di altri neuroni. La giunzione si chiama **sinapsi**. Ciascun neurone forma sinapsi con un numero di altri neuroni che può variare da una dozzina a un centinaio di migliaia. La Figura 2.1 mostra le diverse parti di un neurone biologico.

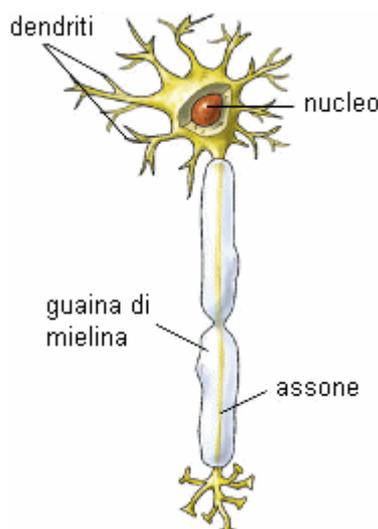


Figura 2.1: Struttura base di un neurone biologico

I segnali si propagano da neurone a neurone grazie a una complicata reazione elettrochimica. Sostanze che fungono da trasmettitori chimici vengono rilasciate dalle sinapsi e entrano nel dendrite, innalzando o abbassando il potenziale elettrico del corpo cellulare. Quando il potenziale raggiunge una certa soglia viene inviato un impulso elettrico, o **potenziale d'azione**, lungo l'assone. L'impulso si diffonde lungo i rami dell'assone, raggiungendo infine le sinapsi e provocando il rilascio dei trasmettitori nei corpi di altre cellule. Le sinapsi che accrescono il potenziale sono chiamate **eccitatorie**, mentre quelle che lo riducono sono chiamate **inibitorie**. La scoperta forse più significativa è che le connessioni sinaptiche esibiscono una certa plasticità, cambiamenti nel lungo periodo della forza delle connessioni in risposta a determinati schemi di stimolazione. I neuroni formano anche nuove connessioni con altri neuroni e talvolta gruppi di neuroni possono migrare da un punto a un altro. Si ritiene che questi meccanismi costituiscano la base dell'apprendimento nel cervello.

II.3 Cervello e calcolatori

I cervelli e i computer eseguono compiti piuttosto diversi e hanno proprietà differenti. In ogni caso, la differenza in capacità di immagazzinamento è minima rispetto a quella in velocità e parallelismo. I chip dei computer possono eseguire un'istruzione in qualche decina di nanosecondi, mentre i neuroni richiedono millisecondi per essere attivati.

I cervelli comunque vanno oltre il semplice recupero di questo svantaggio, perché tutti i neuroni e le sinapsi possono lavorare contemporaneamente mentre la gran parte dei computer attuali ha al più qualche CPU. Una rete neurale che giri su un computer richiede centinaia di cicli per decidere se una singola unità-neurone deve essere attivata mentre nei cervelli reali tutti i neuroni svolgono questa operazione in un singolo passo. Quindi, anche se un computer è un milione di volte più veloce in velocità di commutazione, il cervello finisce con l'essere un miliardo di volte più veloce in quello che dà.

Una delle attrattive dell'approccio basato su reti neurali è la speranza che possa essere costruita una macchina che combini il parallelismo del cervello con la velocità di commutazione dei computer. Lo sviluppo su larga scala a livello hardware dipenderà dalla disponibilità di algoritmi per reti neurali che forniscano una base per investimenti a lungo termine.

Un cervello può svolgere un compito complesso, come riconoscere un volto, ad esempi, in meno di un secondo, che è un tempo sufficiente solo per qualche centinaio di cicli. Un calcolatore seriale ha bisogno di miliardi di cicli per arrivare a svolgere lo stesso compito meno bene. In questo caso esiste chiaramente un'opportunità per un parallelismo massiccio. Le reti neurali possono fornire un modello per il calcolo massicciamente parallelo migliore dell'approccio che consiste nel "parallelizzare" i tradizionali algoritmi seriali.

I cervelli tollerano i guasti meglio dei computer. Un difetto nell'hardware che alteri il valore di un singolo bit può far fallire un intero calcolo, mentre le cellule del cervello muoiono in continuazione senza alcun effetto negativo sul funzionamento complessivo. E' vero che c'è una gran varietà di malattie e traumi che possono riguardare il cervello, ma nella maggior parte dei casi i cervelli riescono a tirare avanti per settanta o ottanta anni senza bisogno di rimpiazzare una scheda di memoria, chiamare il supporto clienti del fabbricante o riavviarsi.

Oltretutto, i cervelli sono costantemente messi di fronte a nuovi ingressi, eppure riescono a farci qualcosa. I programmi per computer raramente si comportano altrettanto bene con input inattesi a meno che il programmatore non sia stato estremamente avveduto.

Le peculiarità principali del cervello sono elencate di seguito:

- **Parallelismo e lentezza dei neuroni.** Studi non tanto recenti hanno mostrato che il cervello elabora le informazioni in modalità parallela, questa affermazione nasce da semplici considerazioni. Un'operazione base viene effettuata da un neurone in tempi dell'ordine di decine di millisecondi, mentre il cervello è in grado di risolvere complicatissimi problemi di visione e linguaggio in circa 500 ms. Tenendo conto dei tempi di ritardo di propagazione del segnale tra neuroni, si può dire che il lavoro computazionale del cervello è fatto in meno di 100 passi, e consiste nell'esecuzione in parallelo da parte di neuroni di operazioni base molto semplici.
- **Bassa dissipazione termica.** L'energia termica dissipata da un neurone in una elementare operazione di calcolo è circa 3×10^{-3} erg che in confronto ai 3×10^{-14} erg dissipati in una porta logica di un computer convenzionale è 11 ordini di grandezza superiore. L'intero cervello dissipa meno di 100 Watt.
- **Elementi base di natura analogica.** I neuroni sono degli elementi che operano in maniera analogica. Essi operano su un ingresso sinaptico e generano un uscita a valori continui.
- **Alta ridondanza.** Tale proprietà permette al cervello di essere un sistema estremamente flessibile a superare disastri locali nella sua struttura senza perdita significativa di prestazioni. Molti neuroni muoiono ogni giorno e il cervello continua ad operare.

II.4 Il neurone artificiale

Le reti neurali artificiali sono costituite da neuroni artificiali interconnessi tra loro. Per analogia con il neurone biologico, il **neurone artificiale** è un elemento processante capace di ricevere, combinare e trasmettere informazioni di tipo numerico.

Si possono distinguere tre elementi fondamentali di un neurone artificiale:

1. Un insieme di sinapsi (connessioni) ognuna delle quali caratterizzata da uno specifico peso. Specificatamente, un segnale x_j all'ingresso della sinapsi j collegata al neurone k è moltiplicato per il peso w_{kj} .
2. Una sommatoria per aggiungere i segnali di ingresso, pesati dalle rispettive sinapsi.
3. Una funzione di attivazione che limita l'ampiezza del segnale in uscita da ogni neurone. Tipicamente, il range di uscita ammissibile è l'intervallo chiuso $[0,1]$ oppure $[-1,1]$.

Schematicamente un'unità elementare di una rete neurale artificiale si presenta come:

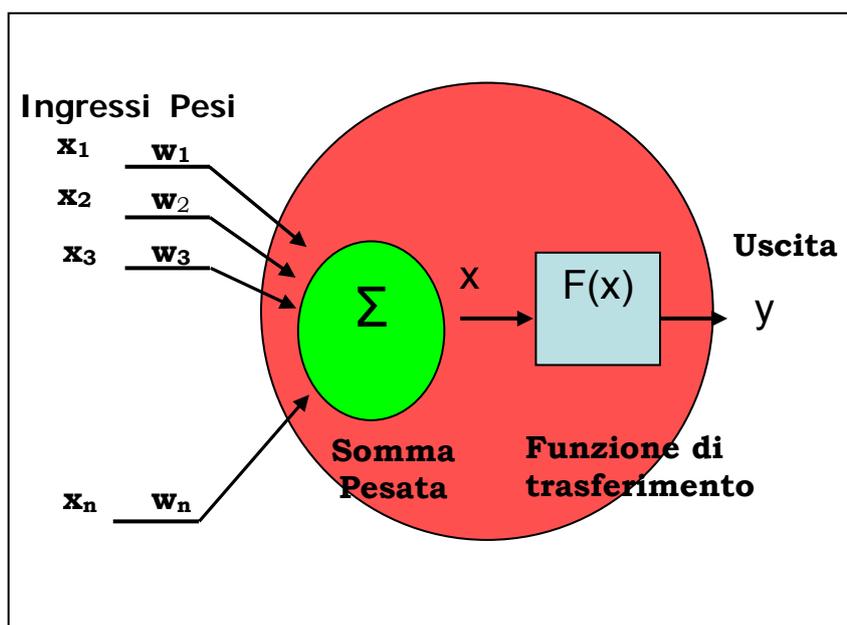


Figura 2.2: Schema del funzionamento di un neurone artificiale.

I dati numerici, x_i , in **ingresso** vengono dapprima moltiplicati per i rispettivi **pesi di connessione**, w_{ij} . Tali prodotti sono sommati tra loro e la loro **somma risultante (pesata)**:

$$\sum_{i=0}^n x_i w_{ij}$$

(che prende il nome di **livello di attivazione o eccitazione**, I) viene poi processata da una funzione F detta **funzione di attivazione o di trasferimento**. Infine la funzione F calcola l'uscita (y).

Le funzioni di trasferimento possibili possono essere molteplici, ne riportiamo le più comuni e anche le più utilizzate:

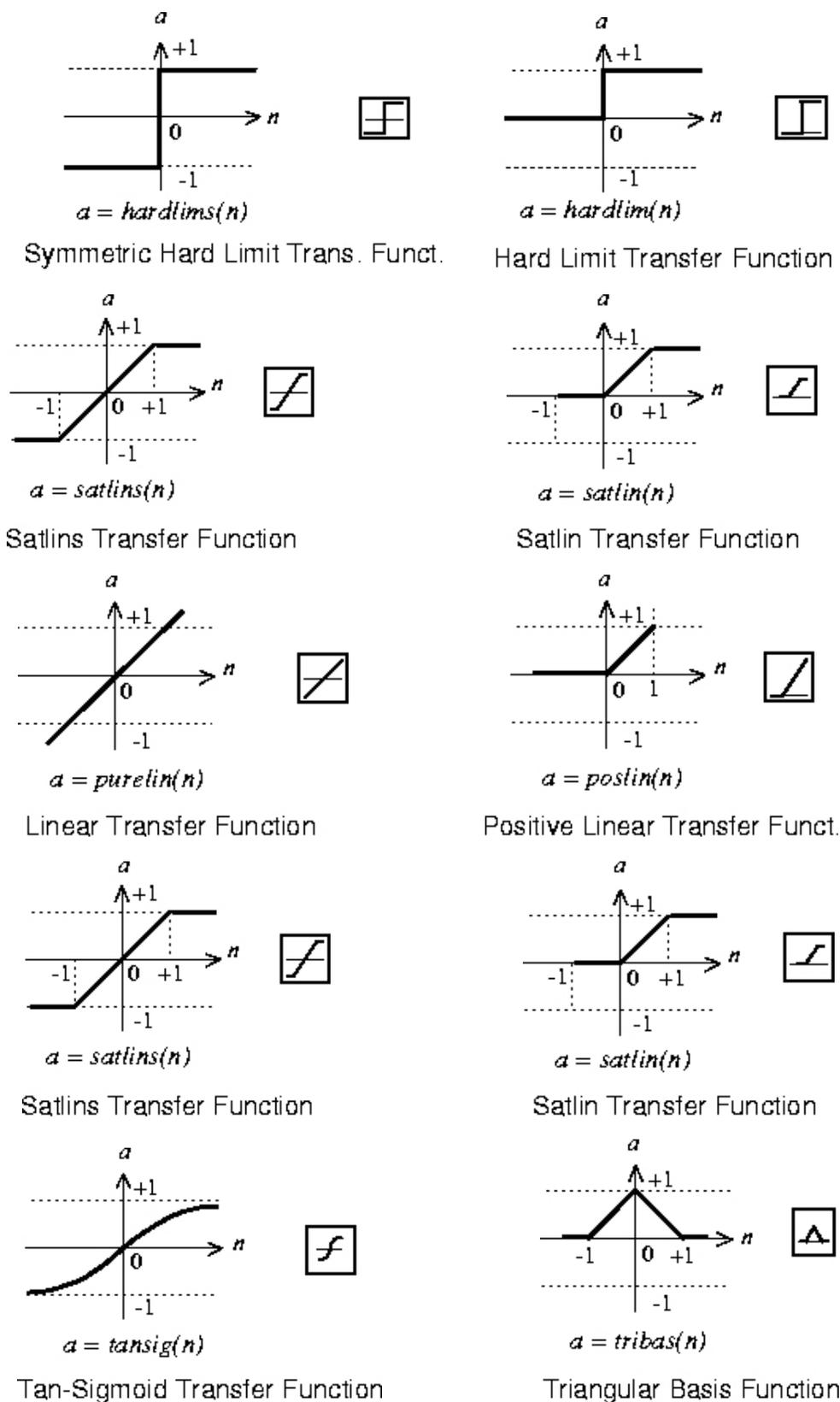


Figura 2.3: Principali funzioni di trasferimento

La **funzione lineare** fornisce un valore in uscita proporzionale al livello di attivazione in ingresso:

$$\text{out} = K \cdot I$$

La **funzione soglia** ha invece la seguente espressione:

$$\text{out} = \begin{cases} 1 & \text{se } I \geq T \\ 0 & \text{se } I < T \end{cases}$$

dove T è il valore soglia

La **funzione sigmoide** calcola il valore in uscita mediante la seguente espressione:

$$\text{out} = (1.0 + e^{-I})^{-1}$$

Essa definisce un guadagno non lineare tra ingresso ed uscita del neurone artificiale, che coincide con la pendenza della curva (Figura 2.4).

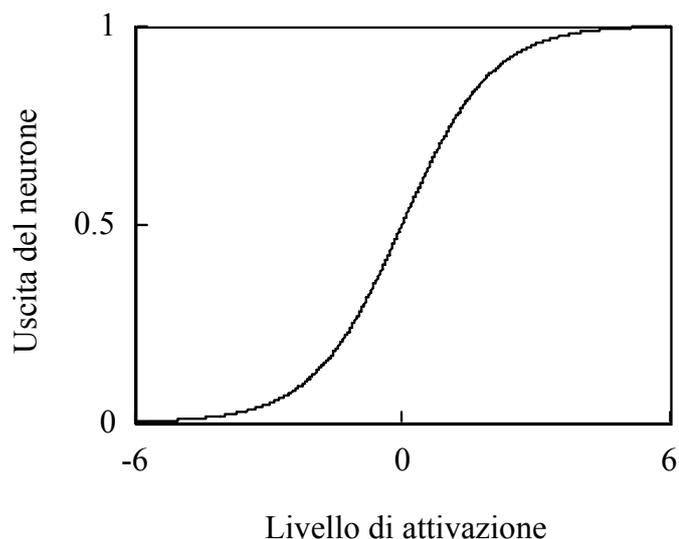


Figura 2.4: Funzione di attivazione di tipo sigmoide

L'espressione della **funzione tangente iperbolica** è la seguente:

$$\text{out} = \frac{(e^I - e^{-I})}{(e^I + e^{-I})}$$

In modo analogo alla funzione sigmoide essa definisce un guadagno non lineare tra ingresso ed uscita del neurone che coincide con la pendenza della curva (Figura 2.5).



Figura 2.5: Funzione di attivazione di tipo tangente iperbolica

L'uscita fornita dalla funzione di trasferimento è connessa, mediante i pesi di connessione, ai punti di ingresso delle unità processanti confinanti. Il valore assunto da tali coefficienti corrisponde all'efficienza sinattica della connessione biologica.

II.5 Reti di Hopfield

Nel 1982, il fisico John J. Hopfield pubblica un articolo fondamentale in cui presenta un modello matematico comunemente noto appunto come **rete di Hopfield**: tale rete si distingue per "l'emergere spontaneo di nuove capacità computazionali dal comportamento collettivo di un gran numero di semplici elementi d'elaborazione". Le proprietà collettive del modello producono una memoria associativa per il riconoscimento di configurazioni corrotte e il recupero di informazioni mancanti.

Una rete di Hopfield possiede le seguenti caratteristiche:

- **Rappresentazione distribuita:** una memoria è memorizzata come uno schema di attivazione su un insieme di elementi di elaborazione. Inoltre, le memorie possono essere sovrapposte l'una sull'altra; memorie diverse sono rappresentate da schemi diversi sopra lo stesso insieme di elementi di elaborazione.
- **Controllo asincrono distribuito:** ogni elemento di elaborazione prende decisioni sulla base solo della propria situazione locale; tutte queste azioni locali si sommano in una soluzione globale.
- **Memoria indirizzabile per contenuto:** in una rete possono essere memorizzati molti schemi; per recuperare uno schema ne è richiesta soltanto una porzione: la rete cerca automaticamente quello che più gli si avvicina.
- **Tolleranza ai guasti:** se alcuni elementi elaborativi si comportano in modo scorretto, o si guastano completamente, la rete funzionerà lo stesso in modo corretto.

Una semplice rete di Hopfield è mostrata nella Figura 2.6: gli elementi di elaborazione, o unità sono sempre in uno dei due stati attivo o inattivo; nella figura, le unità in nero sono attive, mentre quelle in bianco sono inattive. Le unità sono collegate tra loro attraverso connessioni simmetriche pesate: una connessione con un peso positivo indica che le due unità tendono ad attivarsi l'una con l'altra; una connessione con peso negativo permette ad un'unità attiva di disattivare un'unità vicina.

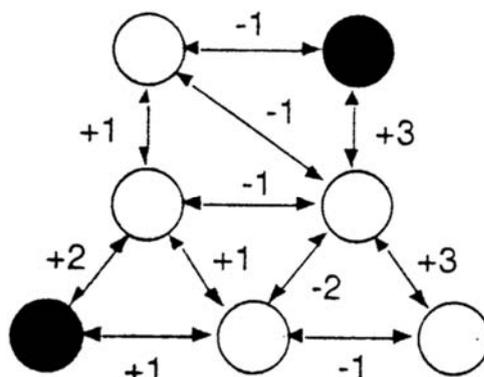
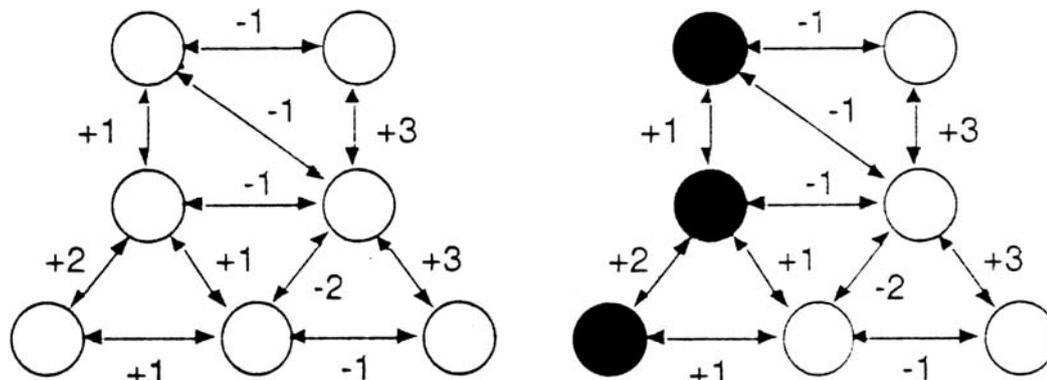


Figura 2.6: Una semplice rete di Hopfield

La rete opera come segue: viene scelta un'unità a caso; se qualcuno dei suoi vicini è attivo, l'unità calcola la somma dei pesi sulle connessioni coi vicini attivi; se la somma è positiva, l'unità di rete diviene attiva, altrimenti diventa inattiva. Viene scelta un'altra unità a caso, ed il processo si ripete fino a quando la rete non raggiunge uno stato stabile, cioè quando nessun'altra unità cambia di stato: questo processo è chiamato *rilassamento parallelo*. Se la parte nello stato mostrato nella Figura 2.6, l'unità nell'angolo in basso a sinistra tenderà ad attivare l'unità che le sta sopra, ma la connessione inibitrice dall'unità in alto a destra impedirà questo tentativo e così via.

Questa rete ha solo quattro stati stabili diversi, che sono mostrati nella Figura 2.7: dato un qualsiasi stato iniziale, la rete si disporrà necessariamente in una di queste quattro configurazioni (lo stato stabile nel quale tutte le unità sono inattive può essere raggiunto solo se questo è lo stato iniziale). Si può pensare che la rete “memorizzi” gli schemi della Figura 2.7.



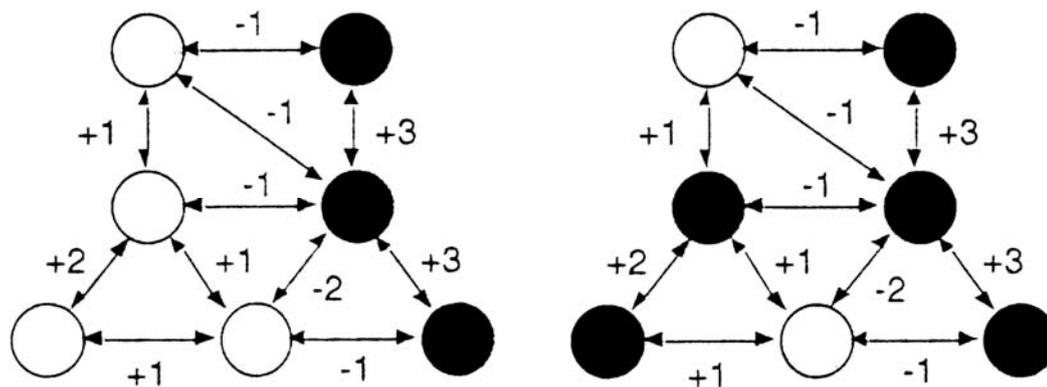


Figura 2.7: I quattro stati stabili di una rete di Hopfield

Il maggior contributo di Hopfield fu quello di mostrare che, dato un qualsiasi insieme di pesi ed un qualsiasi stato iniziale, il suo algoritmo di rilassamento parallelo alla fine porta la rete in uno stato stabile: non ci possono essere divergenze od oscillazioni.

La rete può essere usata come una memoria indirizzabile per contenuto, attivando le unità in corrispondenza di uno schema parziale; per recuperare lo schema, dobbiamo fornire soltanto una porzione: la rete si stabilizzerà nello stato che più riavvicina allo schema parziale, un esempio è mostrato nella Figura 2.8.

Uno stato scelto a caso si trasformerà alla fine in uno dei *minimi locali*, cioè allo stato stabile più vicino. Otteniamo anche un comportamento di correzione degli errori: anche se lo stato iniziale contiene delle inconsistenze, una rete di Hopfield si stabilizzerà nella soluzione che viola il minor numero dei vincoli dei dati in ingresso.

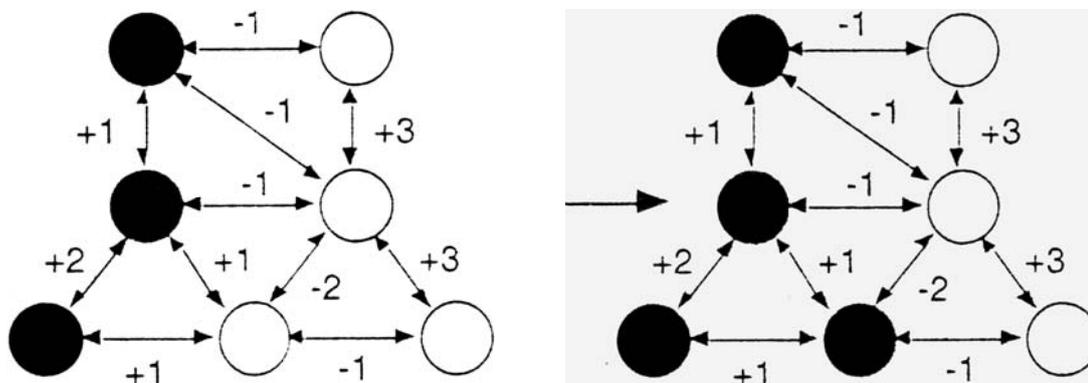


Figura 2.8: Una rete di Hopfield usata come memoria indirizzabile per contenuto

II.6 Macchine di Boltzmann

Una macchina di Boltzmann è una variante di una rete di Hopfield: si ricordi che coppie di unità in una rete di Hopfield sono connesse da pesi simmetrici, e che le unità aggiornano i propri stati in modo asincrono, guardando alle proprie connessioni locali con le altre unità. Oltre a servire come memorie indirizzabili per contenuto, le reti di Hopfield possono risolvere una grande quantità di problemi di soddisfacimento di vincoli: l'idea è di vedere ogni unità come una "ipotesi" e di mettere pesi positivi sulle connessioni tra unità che rappresentano ipotesi compatibili o che si sostengono a vicenda, e pesi negativi sulle connessioni tra unità che rappresentano ipotesi incompatibili.

Allo stabilizzarsi della rete in uno stato, essa cercherà di assegnare un valore di verità alle ipotesi, violando il minor numero di vincoli. Il problema più grave con una rete di Hopfield è che si stabilizza su minimi locali: per la costruzione di memorie indirizzabili per contenuto, aver molti minimi locali è un bene, ma per problemi di soddisfacimento di vincoli abbiamo bisogno di determinare lo stato globalmente ottimale della rete, che corrisponde ad un'interpretazione che soddisfi il maggior numero possibile di vincoli interagenti. Sfortunatamente le reti di Hopfield non sono in grado di trovare soluzioni globali, poiché si dispongono in uno stato stabile attraverso un algoritmo completamente distribuito.

Circa lo stesso periodo in cui furono sviluppate le reti di Hopfield, apparve in letteratura una nuova tecnica di ricerca, detta *simulated annealing* che permette di trovare soluzioni globalmente ottime a problemi combinatori. In Hinton e Sejnowski (1986) le reti di Hopfield ed il simulated annealing furono combinati in rete dette **macchine di Boltzmann**.

Le unità delle macchine di Boltzmann aggiornano i proprio stati binari individuali utilizzando la regola stocastica, anziché deterministica. La probabilità che una qualsiasi unità sia attivata è data da p :

$$p = \frac{1}{1 + e^{\Delta E / T}}$$

Dove ΔE è la somma delle linee di ingresso attive per unità, e T è la "temperatura" della rete. L'aggiornamento stocastico delle unità è molto simile all'aggiornamento nelle reti di Hopfield, tranne per il fattore temperatura: ad alte temperature le unità esibiscono un comportamento casuale, mentre a temperature molto basse si comportano come in una rete di Hopfield. L'annealing è il procedimento di muoversi gradualmente da un'alta temperatura ad una bassa; la casualità portata dalla temperatura aiuta la rete a scappare dai minimi locali.

Esiste una procedura di apprendimento per le macchine di Boltzmann, cioè una procedura che assegna i pesi della connessione tra unità, dato un insieme di addestramento di stati iniziali e finali.

II.7 Il perceptrone a singolo strato

Il perceptrone, un'invenzione di Rosenblatt (1962) costituì uno dei primi modelli di reti neurali, in cui una qualsiasi uscita della rete è completamente indipendente dalle altre perchè ciascun peso influenza solo uno degli output. Questa caratteristica rende una rete neurale basata su perceptron di "semplice" analisi, infatti lo studio di una siffatta rete può essere semplificata all'analisi separata dei singoli componenti limitando così lo studio ai singoli perceptron.

La figura sottostante mostra un esempio di rete di perceptron a singolo strato, si può vedere come ogni uscita è calcolata indipendentemente dalle altre, cioè non esistono degli archi (e quindi pesi) che legano la computazione di un'uscita ad un'altra.

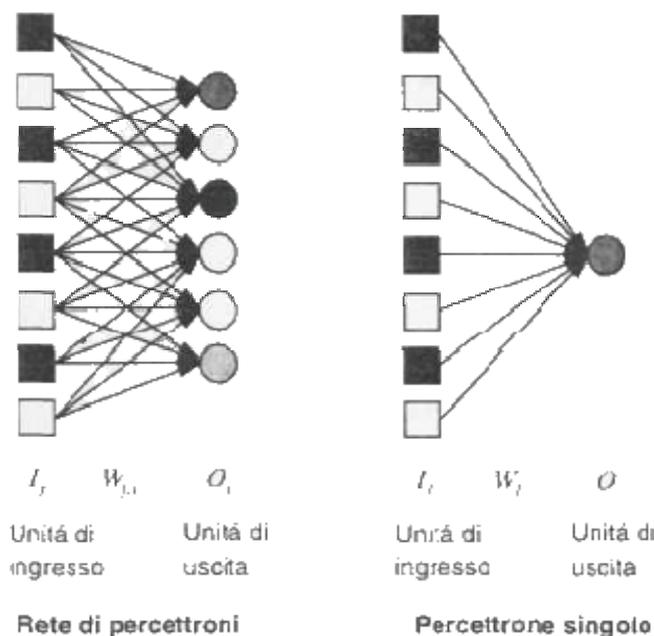


Figura 2.9: Esempio di perceptrone

Come un qualsiasi neurone di una rete neurale, anche per un perceptrone singolo l'uscita O_i è calcolata a partire dai valori degli input I_j e dei pesi W_{ij} secondo la formula:

$$O = \text{Gradino}_0 \left(\sum_j W_j i_j \right) = \text{Gradino}_0 (W \cdot I)$$

Le unità elementari possono rappresentare le funzioni booleane semplici AND, OR e NOT e una rete alimentata in avanti con un numero sufficientemente grande di strati e di unità può rappresentare qualsiasi funzione booleana. Ma quali funzioni booleane possono essere rappresentate con un perceptrone a singolo strato?

Il perceptrone, date le sue particolari caratteristiche che semplificano l'analisi e la sintesi di reti neurali, permette di rappresentare solo alcune funzioni booleane complesse. Sfortunatamente si dà il caso che i perceptron siano fortemente limitati nelle funzioni

booleane che possono rappresentare. Il problema è che ciascun input può influenzare il risultato finale solo in una direzione indipendentemente dal valore assunto dagli altri ingressi!

Un pò di geometria può essere utile per capire cosa accade. La figura sottostante mostra tre funzioni booleane diverse degli ingressi: le funzioni AND, OR e XOR; ciascuna funzione è rappresentata per mezzo di un grafico bidimensionale in base ai valori dei due ingressi. Un pallino nero indica un punto dello spazio degli ingressi in cui la funzione vale 1, mentre un pallino bianco indica un punto in cui il valore è zero. Come spiegheremo tra breve, un perceptrone può rappresentare una funzione solo se c'è una qualche linea retta che separa i pallini bianchi da quelli neri. Tali funzioni sono dette **linearmente separabili**. Pertanto un perceptrone può rappresentare la AND e la OR, ma non la XOR.

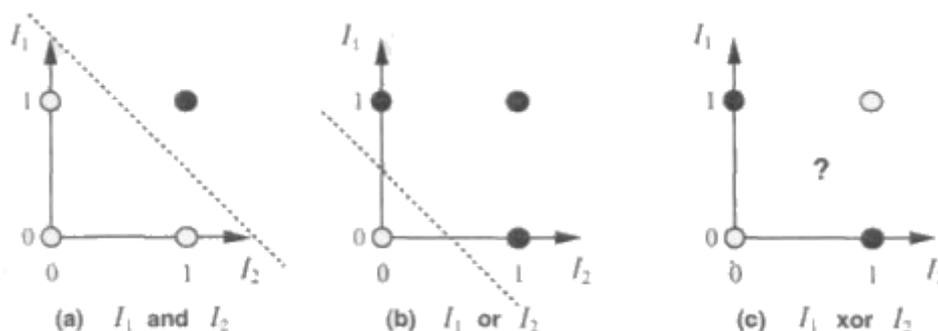


Figura 2.10: Tre funzioni diverse booleane: AND, OR e XOR

Mentre AND e OR sono funzioni linearmente separabili, un perceptrone singolo non sa come comportarsi con lo XOR. Il fatto che un perceptrone possa rappresentare solo funzioni linearmente separabili discende direttamente dall'equazione precedentemente riportata, che definisce la funzione calcolata da un perceptrone.

II.7.1. Apprendimento di un perceptrone

Abbiamo appena visto che una funzione può essere rappresentata da un perceptrone se e solo se è linearmente separabile: purtroppo le funzioni linearmente separabili non sono molte. La notizia relativamente buona è che esiste un algoritmo per perceptrone in grado di apprendere qualsiasi funzione linearmente separabile a condizione che gli vengano forniti abbastanza esempi di prova, infatti inizialmente la rete ha dei pesi assegnati; essa viene quindi aggiornata nel tentativo di renderla consistente con gli esempi attraverso piccole modifiche dei pesi, in modo da ridurre la differenza tra i valori previsti e quelli effettivamente osservati. In questo modo la fase di aggiornamento deve essere ripetuta più per ottenere la convergenza alla soluzione corretta!

Generalmente il processo d'apprendimento, quindi d'aggiornamento dei pesi, viene suddiviso in **epoche**, nelle quali si aggiornano tutti i pesi tenendo conto di tutti gli esempi forniti all'algoritmo d'apprendimento (che verrà meglio descritto in seguito). Per i perceptron la regola d'apprendimento è abbastanza semplice: viene di fatto calcolato l'errore (come differenza) tra il valore auspicato per il singolo esempio e il valore realmente calcolato dal perceptrone e riportato in output.

Errore (E)= Valore corretto ipotizzato (T) - Output perceptrone (O)

Se l'errore E è positivo, l'algoritmo d'apprendimento deve far crescere O, viceversa se E è negativo, con questa "semplice" modalità si riesce a far convergere l'elaborazione del perceptrone al risultato corretto. Quando questo teorema di convergenza fu proposto, fece molto scalpore e sorsero grandi speranze che a partire dai perceptroni si potessero costruire macchine intelligenti. Però, come in seguito fu mostrato, i limiti delle funzioni linearmente separabili, fu una doccia fredda che calmo tutti gli animi. Brevemente infatti possiamo dire che l'apprendimento con un perceptrone è semplice perchè lo spazio delle funzioni rappresentabili è semplice. Per poter elaborare funzioni più complesse un singolo perceptrone non è sufficiente, ma bisogna affidarsi ad una rete multistrato ottenuta mettendo in cascata più perceptroni.

II.8 Il perceptrone multistrato

Sebbene un singolo neurone artificiale possa effettuare delle semplici operazioni, la potenza del calcolo neurale è massima quando i neuroni sono interconnessi tra di loro.

Una rete neurale artificiale è costituita da una moltitudine di elementi processanti interconnessi tra di loro, le unità costituenti sono disposte a livelli o stadi. I livelli possono essere, oppure no, interconnessi tra di loro ogni neurone del livello precedente è collegato con ogni neurone del livello seguente (Figura 2.11). L'insieme dei pesi di connessione tra due stadi forma la matrice di connessione W.

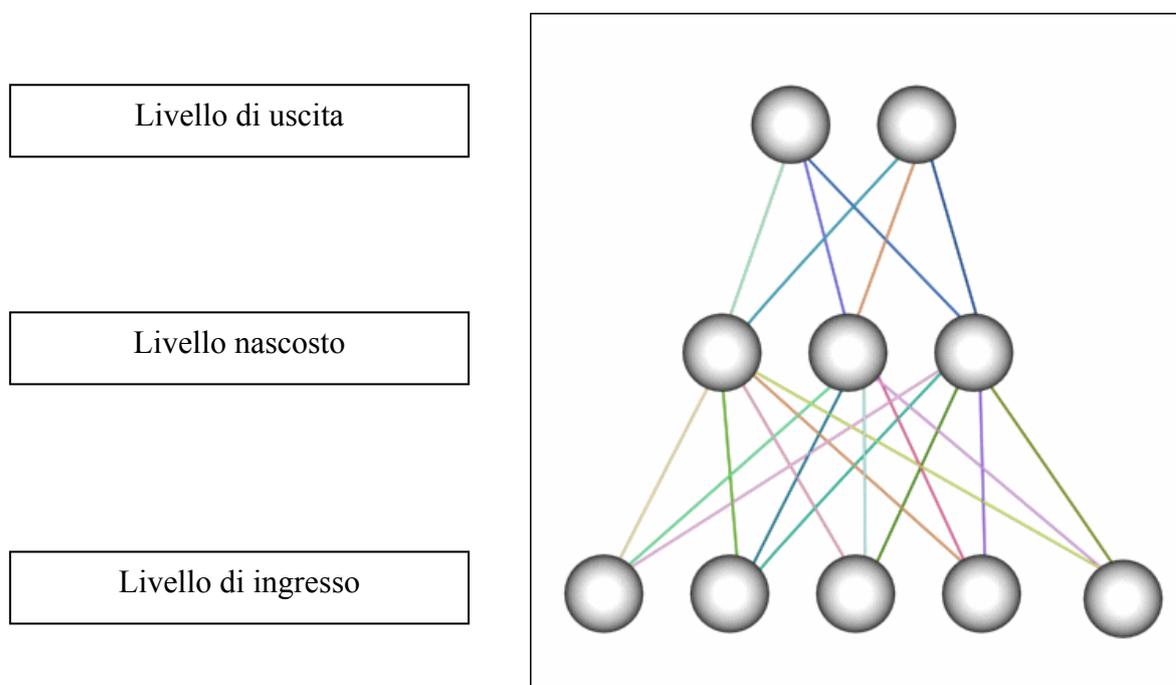


Figura 2.11: Architettura di una semplice rete neurale

Una rete neurale artificiale formata da un solo livello è detta **monolivello**. Una rete formata da più livelli è detta **multilivello** o **multistrato**. In entrambi i casi esistono due livelli di interfacciamento con l'ambiente esterno che sono detti livello di ingresso e livello di uscita.

Nel caso di reti monolivello lo stadio di uscita effettua l'elaborazione delle informazioni numeriche in ingresso e fornisce i risultati. Nel caso di reti multilivello, esistono dei livelli **intermedi** o **nascosti** che insieme allo stadio in uscita contribuiscono all'elaborazione dei dati.

Le reti neurali multistrato hanno una potenza di calcolo superiore alle reti monolivello solo se sono formate da elementi processanti dotati di funzione di trasferimento non lineare; se le funzioni di trasferimento dei neuroni artificiali avessero tutte una funzione di trasferimento di tipo lineare, una rete multilivello sarebbe equivalente ad una rete monolivello avente una matrice di connessione pari al prodotto delle singole matrici di connessione tra ogni livello.

La più semplice forma di rete neurale artificiale non contiene connessioni in retroazione da un livello ad un altro o all'interno dello stesso livello, in questo caso la rete è detta **feedforward** o **non ricorrente**. Tali reti non hanno memoria, in quanto il valore corrente dell'uscita è determinato esclusivamente dal valore corrente dei pesi e dei dati in ingresso.

Un modello di rete neurale più complesso contiene connessioni in retroazione da un livello ad un altro o all'interno dello stesso livello, in questo caso la rete è detta **feedback** o **ricorrente**.

Poiché in tali tipi di rete i valori delle uscite precedenti sono riportati in ingresso, il valore corrente dell'uscita è determinato dal valore corrente dei pesi, dei dati in ingresso e dal valore delle uscite precedenti, in questo caso le reti neurali sono dette con memoria.

II.9 Funzionamento di una rete neurale artificiale

Il funzionamento di una rete neurale è caratterizzato da due fasi:

- **fase di apprendimento (learning)**
- **fase di interrogazione (recall)**

Tra le caratteristiche funzionali di una rete neurale nessuna cattura l'immaginazione quanto l'abilità di acquisire conoscenza da esempi.

I dati inviati in ingresso ad una rete neurale artificiale sono vettori numerici costituiti da componenti rappresentanti caratteristiche del problema in esame. Nella fase di apprendimento, i vettori esempio, estrapolati dall'insieme completo dei casi possibili del problema reale, sono presentati sequenzialmente alla rete.

In corrispondenza di ogni vettore esempio, i pesi di connessione sono modificati secondo una procedura detta **regola di addestramento**. Lo scopo finale dell'apprendimento è quello di far convergere gradualmente i pesi di connessione a valori tali da rendere minimo l'errore commesso dalla rete neurale.

Gli algoritmi di apprendimento possono essere classificati in: apprendimento con **supervisione** e apprendimento **senza supervisione**.

L'addestramento **supervisionato** richiede l'accoppiamento di ogni esempio in ingresso con la corrispondente uscita desiderata. I vettori costituenti l'insieme completo delle coppie ingresso-uscita desiderata sono applicati sequenzialmente alla rete neurale, per ogni coppia è calcolato un errore funzione della differenza tra uscita corrente e uscita desiderata. I pesi di connessione sono modificati finché l'errore, per ogni esempio inviato alla rete, assume un valore basso accettabile. Se, per ogni esempio in addestramento, l'uscita desiderata è diversa dall'ingresso, la rete è detta etero-associativa. Se, per ogni esempio in addestramento, l'uscita desiderata coincide con l'ingresso, la rete è detta auto-associativa. I valori delle uscite desiderate possono derivare da risultati di prove in laboratorio ovvero possono essere forniti direttamente da un esperto umano.

L'addestramento **non supervisionato** non richiede l'accoppiamento di ogni vettore esempio con il corrispondente vettore rappresentante l'uscita desiderata. Quindi, l'insieme completo dei vettori di addestramento è costituito esclusivamente da semplici vettori di ingresso. L'algoritmo non supervisionato modifica i pesi di connessione della rete per produrre vettori in uscita consistenti, cioè tali che ad ingressi simili corrispondano uscite simili e ad ingressi diversi corrispondano uscite diverse. Il processo di apprendimento, in pratica, consente di estrarre caratteristiche statistiche dall'insieme completo dei vettori esempio in ingresso, allo scopo di individuare classi di vettori simili.

Vi è inoltre, un **apprendimento per rinforzo** (*reinforcement learning*), nel quale un opportuno algoritmo si prefigge lo scopo di individuare un certo modus operandi, a partire da un processo d'osservazione dell'ambiente esterno; ogni azione ha un impatto sull'ambiente, e l'ambiente produce una retroazione che guida l'algoritmo stesso nel processo d'apprendimento. Tale classe di problemi postula un agente, dotato di capacità di percezione, che esplora un ambiente nel quale intraprende una serie di azioni. L'ambiente stesso fornisce in risposta un incentivo o un disincentivo, secondo i casi. Gli algoritmi per il reinforcement learning tentano in definitiva di determinare una politica tesa a massimizzare gli incentivi cumulati ricevuti dall'agente nel corso della sua esplorazione del problema. L'apprendimento con rinforzo differisce da quello supervisionato poiché non sono mai presentate delle coppie *input-output* di esempi noti, né si procede alla correzione esplicita di azioni subottimali. Inoltre, l'algoritmo è focalizzato sulla prestazione in linea, la quale implica un bilanciamento tra esplorazione di situazioni ignote e sfruttamento della conoscenza corrente.

II.9. 1 Regole di apprendimento

L'apprendimento di una rete può richiedere di presentare in ingresso, in modo iterativo, molti esempi per migliaia di volte, prima di poter ottenere risultati accettabili. La regola di addestramento è caratterizzata da parametri modificabili con il progredire della fase di addestramento. La tabella che stabilisce il loro andamento temporale è chiamata tabella di schedulazione della fase di Learning e Recall.

La regola di apprendimento usata dipende dal modello di rete neurale. In genere, può essere una variante della regola di **Hebb** nel caso di apprendimenti senza supervisione ovvero della

regola del **Delta** nel caso di apprendimento con supervisione.

Con la regola di Hebb il peso di connessione è incrementato quando sia l'ingresso che l'uscita del neurone assumono valori alti. In questo modo sono rafforzate le connessioni più usate della rete neurale durante l'apprendimento.

Il peso di connessione w_{ij} è incrementato in modo proporzionale al prodotto delle uscite dei due neuroni della connessione:

$$\Delta w_{ij} = \eta \cdot out_i \cdot out_j$$

dove η è un coefficiente di proporzionalità detto **learning rate**.

Con la regola del Delta, i pesi di connessione sono modificati fin quando il valore commesso nella valutazione dell'uscita, inteso come differenza tra uscite effettive e desiderate, non raggiunge un minimo assoluto. Nella fase di interrogazione processa le informazioni in ingresso, con il solo scopo di produrre un'uscita. Spesso tale fase è parte integrante dell'apprendimento, come nel caso dell'addestramento supervisionato in cui occorre valutare l'uscita effettiva, paragonarla con quella desiderata allo scopo di calcolare un errore da utilizzare nella modifica dei pesi di connessione.

Una rete neurale può funzionare in modo **sincrono** o in modo **asincrono**, nella modalità sincrona ogni elemento processante rilascia l'uscita contemporaneamente ad altri, nella modalità asincrona ogni elemento processante rilascia l'uscita casualmente e indipendentemente dalle altre unità.

Nel calcolo neurale esistono due operazioni che coinvolgono per intero un livello: la normalizzazione e la competizione. La normalizzazione consiste nello scalare il vettore costituito dai valori in uscita ad ogni neurone dello stesso livello, in modo che la somma delle componenti sia sempre costante. Tale operazione rende l'attività complessiva del livello sempre costante.

La competizione è quella interazione tra un elemento processante di un livello e i rimanenti, che consente di stabilire quale, fra tutti gli elementi, presenterà un valore di uscita alto. In genere, la competizione è vinta dal neurone con il livello di attività più alto.

II.10 L'algoritmo di back-propagation

L'algoritmo di **error back-propagation (BP)**, introdotto nel 1985 da Rumelhart è una tecnica di apprendimento tramite esempi. La BP costituisce una generalizzazione dell'algoritmo di apprendimento per il perceptrone sviluppato da Rosenblatt nei primi anni '60. Mediante questa tecnica era possibile calcolare soltanto applicazioni caratterizzabili come funzioni booleane linearmente separabili. Attualmente la BP rappresenta un algoritmo di largo uso in molti campi applicativi.

L'addestramento di una rete neurale di tipo BP avviene in due diversi step:

- forward pass
- backward pass

Nel primo step i vettori in input vengono applicati ai nodi in ingresso con una propagazione in avanti degli effetti attraverso ciascun livello della rete (forward pass). Durante questa fase il valore dei pesi sinaptici sono tutti fissati.

Nella seconda fase la risposta della rete viene confrontata con l'uscita desiderata ottenendo il segnale di errore. L'errore calcolato viene propagato nella direzione inversa rispetto a quella delle connessioni sinaptiche. I pesi sinaptici infine vengono aggiustati in modo da minimizzare la differenza tra l'uscita attuale e l'uscita desiderata (backward pass).

Introduciamo le seguenti notazioni per spiegare in dettaglio come avviene l'apprendimento di tipo back-propagation:

- Siano i, j, k tre differenti neuroni; se il segnale si propaga da destra verso sinistra, il neurone j appartiene ad un livello posto a destra del neurone i ed il neurone k appartiene ad un livello posto a destra di j quando j appartiene ad un livello nascosto
- L'iterazione n si riferisce all' n -esima coppia di addestramento presentata in ingresso alla rete
- $E(n)$ rappresenta l'errore globale all'iterazione n
- $e_j(n)$ rappresenta l'errore in uscita al neurone j all' iterazione n
- $d_j(n)$ rappresenta il valore desiderato in uscita al neurone j
- $y_j(n)$ rappresenta il valore in uscita fornito dal neurone j all'iterazione n
- $w_{ji}(n)$ è il peso sinaptico che connette l'uscita del neurone i con l'ingresso del neurone j . L'aggiustamento applicato a tale peso è denotato dal simbolo $\Delta w_{ji}(n)$
- La funzione di trasferimento del neurone è denotata con $f_j(n)$
- $v_j(n)$ è la sommatoria pesata degli ingressi al neurone j all'iterazione n
- $x_i(n)$ rappresenta l' i -esimo elemento del vettore in ingresso
- Il learning rate è indicato con il simbolo η .

Il valore istantaneo dell'errore quadratico in uscita al neurone j è $\frac{1}{2} e_j^2(n)$ dove

$$e_j(n) = d_j(n) - y_j(n)$$

L'errore globale in uscita è fornito dalla relazione:

$$E(n) = \frac{1}{2} \sum_{j \in C} e_j^2(n)$$

dove c è il numero di neuroni che compongono il livello di uscita. Se indichiamo con N il numero di coppie di addestramento che formano il training set, l'errore quadratico medio è pari a:

$$Em = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N E(n)$$

I valori di $E(n)$ ed Em sono funzione dei parametri della rete. Obiettivo dell'addestramento è la modifica dei pesi di connessione in modo da minimizzare il valore di E_m .

Consideriamo la Figura 2.11 in cui il neurone j riceve in ingresso segnali da parte di neuroni disposti in un livello alla sua sinistra. La sommatoria pesata degli ingressi è pari a:

$$v_j(n) = \sum_{j=0}^q w_{kj}(n) y_j(n)$$

dove q è il numero totale degli ingressi applicati al neurone j , escluso il valore soglia. Il peso di connessione w_{j0} coincide con il valore soglia θ_j per un fissato ingresso $y_0 = -1$.

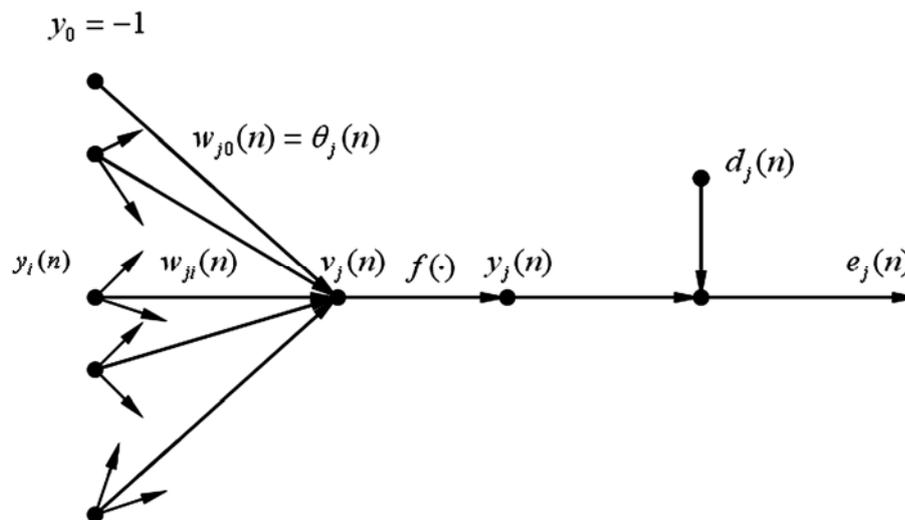


Figura 2.11: Caratteristiche degli ingressi e delle uscita al neurone (j appartiene al livello di uscita)

Il valore in uscita al neurone j all'iterazione n è pari a:

$$y_j(n) = f_j(v_j(n))$$

Il valore dell'aggiustamento $\Delta w_{ji}(n)$ nell'algoritmo BP è proporzionale al valore istantaneo del gradiente $\frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)}$.

L'espressione del gradiente può essere descritta come segue:

$$\frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)} = \frac{\partial E(n)}{\partial e_j(n)} \frac{\partial e_j(n)}{\partial y_j(n)} \frac{y_j(n)}{\partial v_j(n)} \frac{\partial v_j(n)}{\partial w_{ji}(n)}$$

Calcolando le derivate parziali al secondo membro dell'espressione precedente otteniamo:

$$\frac{\partial E(n)}{\partial e_j(n)} = e_j(n)$$

$$\frac{\partial e_j(n)}{\partial y_j(n)} = -1$$

$$\frac{y_j(n)}{\partial v_j(n)} = f'(v_j(n))$$

$$\frac{\partial v_j(n)}{\partial w_{ji}(n)} = y_i(n)$$

Sostituendo questi valori nell'espressione del gradiente:

$$\frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)} = e_j(n) \cdot f'(v_j(n))$$

la correzione $\Delta w_{ji}(n)$ da applicare a $w_{ji}(n)$ è definita dalla regola del delta

$$\Delta w_{ji}(n) = -\eta \cdot \frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)}$$

dove η è una costante denominata learning-rate. Il segno negativo nell'espressione precedente indica che la modifica dei pesi segue il gradiente discendente della superficie individuata dall'errore globale nello spazio dei coefficienti di connessione.

Combinando le ultime due equazioni otteniamo:

$$\Delta w_{ji}(n) = \eta \cdot \delta_j(n) \cdot y_i(n)$$

dove: $\delta_j(n) = e_j(n) \cdot f'(v_j(n))$ è l'espressione del gradiente locale.

Risulta evidente che il fattore chiave nel calcolo della variazione da apportare ai coefficienti di connessione è rappresentato dall'errore in uscita. In questo contesto è necessario

distinguere due casi, caratterizzati dall'appartenenza del neurone j al livello di uscita oppure ad un livello nascosto.

Caso I: j appartiene al livello di uscita

In questo caso esiste per il nodo j un valore desiderato in uscita che può essere confrontato con l'uscita effettiva per calcolare il valore dell'errore $e_j(n)$. Noto l'errore si calcola il gradiente locale e di conseguenza, il valore dell'aggiustamento dei pesi.

Caso II: j appartiene ad un livello nascosto

In questo caso non esiste un valore desiderato in uscita al neurone j . Il valore dell'errore deve essere calcolato in modo ricorsivo sulla base dell'errore in uscita di tutti i neuroni che sono direttamente collegati al neurone j . Consideriamo la situazione in Figura 2.12 dove j è un nodo nascosto.

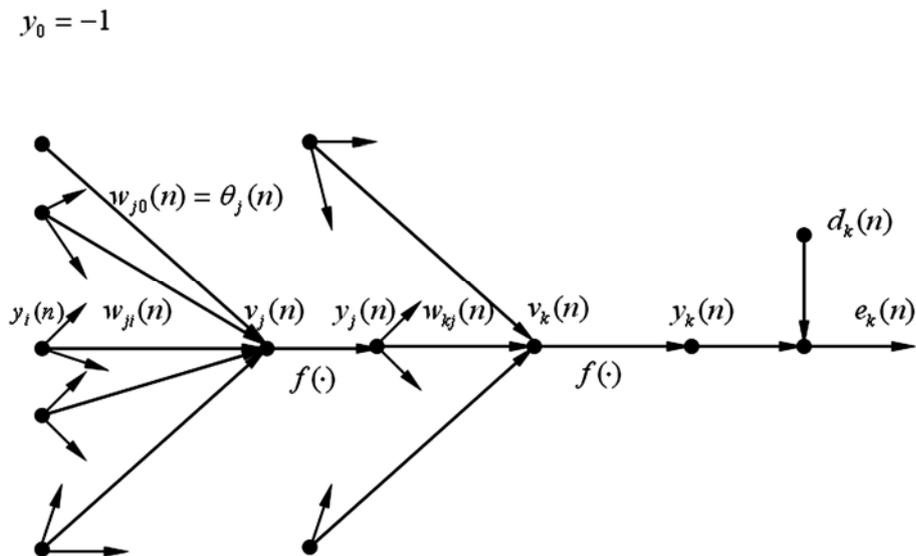


Figura 2.12: Caratteristiche degli ingressi e delle uscite al neurone j (j appartiene al livello nascosto)

Il valore istantaneo dell'errore quadratico in uscita al neurone k è pari a:

$$E(n) = \frac{1}{2} \sum_{k \in c} e_k^2(n)$$

Derivando rispetto a $y_j(n)$:

$$\frac{\partial E(n)}{\partial y_j(n)} = \sum_k e_k \frac{\partial e_k(n)}{\partial y_j(n)}$$

L'espressione precedente può essere scritta in modo equivalente:

$$\frac{\partial E(n)}{\partial y_j(n)} = \sum_k e_k(n) \frac{\partial e_k(n)}{\partial v_k(n)} \frac{\partial v_k(n)}{\partial y_j(n)}$$

Nota l'espressione dell'errore in uscita al nodo k:

$$e_k(n) = d_k(n) - y_k(n) = d_k(n) - f_k(v_k(n))$$

si ottiene:

$$\frac{\partial e_k(n)}{\partial v_k(n)} = -f'_k(v_k(n))$$

$$\text{dove: } v_k(n) = \sum_{j=0}^q w_{kj}(n) \cdot y_j(n)$$

q è il numero totale di ingressi (escluso il valore soglia) applicati al neurone k. Ancora una volta il valore del peso sinaptico $w_{k0}(n)$ è equivalente al valore soglia $\theta_k(n)$ applicato al neurone k, ed il corrispondente ingresso y_0 è pari a -1.

Derivando la sommatoria pesata in ingresso al neurone j rispetto a $y_j(n)$ con le opportune sostituzioni otteniamo:

$$\frac{\partial v_k(n)}{\partial y_j(n)} = w_{kj}(n)$$

$$\frac{\partial E(n)}{\partial y_j(n)} = -\sum_k e_k(n) \cdot f'_k(v_k(n)) \cdot w_{kj}(n) = -\sum_k \delta_k(n) \cdot w_{kj}(n)$$

L'espressione del gradiente locale per il nodo j può essere scritto come segue:

$$\delta_j(n) = -f'(v_j(n)) \cdot \sum_k \delta_k(n) \cdot w_{kj}(n)$$

In definitiva, l'espressione dell'aggiustamento del peso di connessione tra un neurone i ed un neurone j in base alla regola del delta può essere sintetizzato come segue:

$$\begin{pmatrix} \text{Aggiustamento} \\ \text{pesi} \\ \Delta w_{ji}(n) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \text{learning} \\ \text{rate} \\ \eta \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \text{gradiente} \\ \text{locale} \\ \delta_j(n) \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \text{ingresso} \\ \text{neurone } j \\ y_i(n) \end{pmatrix}$$

L'unico termine soggetto a variazioni è il gradiente locale: nel primo caso la sua espressione è data dal prodotto dell'errore in uscita per la derivata della funzione di attivazione relativa al nodo j; nel secondo caso l'espressione del gradiente equivale al prodotto tra la derivata della funzione di attivazione e la sommatoria pesata dei gradienti relativi ai nodi collegati al nodo j ed appartenenti al livello successivo rispetto al nodo j.

II.11 Classi di problemi risolvibili con le reti neurali artificiali

Il modello di rete neurale da utilizzare dipende dall'applicazione. I problemi affrontabili con le reti neurali possono essere suddivisi in cinque classi principali.

- 1) Problemi di **predizione**, in cui la rete utilizza i valori in ingresso per predire grandezze in uscita. Per esempio, data la temperatura, l'umidità e la velocità del vento, predire la velocità di evaporazione. Un altro esempio è la predizione del valore della resistenza residua di un laminato composito contenente difetti, sottoposto a trazione, noto il segnale di EA e il segnale di forza.
- 2) Problemi di **classificazione**, in cui la rete assegna ad ingressi simili una stessa categoria e ad ingressi diversi categorie differenti. Per esempio, dati i sintomi e i risultati delle analisi mediche, determinare quale può essere il tipo di malattia più probabile.
- 3) Problemi di **associazione**, in cui la rete memorizza corrispondenze tra ingressi e uscite libere da errore o dati ideali. In fase di interrogazione è capace di classificare o associare dati contenenti errori o incompleti. Per esempio, impara 5 configurazioni rappresentanti oggetti e poi riconosce configurazioni in ingresso rumorose associandole a una delle 5 memorizzate.
- 4) Problemi di **filtraggio**, in cui la rete elimina il rumore sovrapposto ai segnali in ingresso. Per esempio, elimina il rumore sovrapposto al segnale proveniente da un elettrocardiogramma.
- 5) Problemi di **ottimizzazione**, in cui la rete risolve problemi di programmazione lineare e di ottimizzazione combinatoriale. Per esempio, determina il percorso minimo di un commesso viaggiatore.

Le reti neurali artificiali caratterizzate da un apprendimento con supervisione sono adatte a problemi di previsione, classificazione e associazione. Le classi di applicazione predizione e classificazione richiedono l'osservazione di molti casi, per la determinazione delle relazioni tra ingresso e uscita. La classe di applicazione associazione richiede solo la conoscenza della rappresentazione ideale di ogni categoria o associazione.

II.12 Criteri di progettazione di reti neurali artificiali

La progettazione di una rete neurale artificiale per la risoluzione di una problematica relativa ad uno specifico campo applicativo, può essere realizzata attraverso i seguenti passi fondamentali:

- Preparazione dei dati
- Scelta del modello di rete da adottare
- Determinazione delle caratteristiche della rete

Per effettuare in modo corretto la scelta del tipo di rete neurale da adottare, occorre valutare in modo critico il tipo di applicazione, considerare le differenze tra i diversi modelli, rivisitare applicazioni simili.

II.12.1 Preparazione dei dati

La preparazione dei dati consiste nel raggruppamento di esempi significativi, caratteristici del problema reale, necessari per il processo di addestramento della rete neurale. Questi esempi devono, successivamente, essere tradotti in informazioni di tipo numerico che possono essere fornite in ingresso alla rete.

L'individuazione delle caratteristiche principali del problema in questione e la loro traduzione in forma numerica rappresenta una fase critica del processo di progettazione della rete. In genere solo in fase di addestramento è possibile scoprire che sono necessarie ulteriori informazioni ovvero che alcune variabili in ingresso non sono necessarie in quanto influenzano poco le prestazioni.

Quando questo si verifica, è necessario tornare indietro di alcuni passi nella fase di progettazione della rete. Una volta definito l'insieme degli esempi, esso deve essere suddiviso in un insieme di addestramento ed un insieme di prova. Se si usasse lo stesso insieme di dati sia in fase di addestramento che in fase di interrogazione, si otterrebbero soltanto informazioni sulla capacità di memorizzare della rete. Nella maggior parte dei casi si è interessati a reti che siano in grado di fornire delle risposte adeguate se sottoposte a nuove coppie di ingresso rispetto alle coppie costituenti il training set.

Una delle procedure più frequentemente adottate è il **leave-k-out**; se l'insieme dei casi disponibili è pari ad n , tale procedura consiste nell'adottare $n-k$ (con $k < n$) coppie per l'addestramento e le restanti k utilizzarle in fase di interrogazione. Tale procedura deve essere ripetuta per tutte le k -uple estraibili dall'insieme di partenza.

II.12.2 Scelta del modello di rete neurale artificiale

La scelta del modello di rete neurale da adottare per una specifica applicazione, non è univoca. Diversi modelli di rete possono fornire risultati soddisfacenti per la medesima applicazione. La scelta del modello di rete più adatto, quindi, è ottenuto per tentativi. Sono fatte variare le caratteristiche della rete (il numero di nodi del livello nascosto, la regola di addestramento, la funzione di trasferimento, ecc.). Viene effettuata una prova di funzionamento ogni volta e alla fine viene scelta la rete con le prestazioni migliori in termini di errore nella valutazione delle uscite desiderate.

I diversi modelli di rete neurale si distinguono per il modo con cui acquisiscono la conoscenza e dal modo con il quale produce l'uscita: con o senza competizione.

La rete basata sull'algoritmo back-propagation è stata adottata in molti problemi reali per il riconoscimento o la classificazione di configurazioni. Esistono molte reti classificatrici come, ad esempio, la LVQ (Learning Vector Quantization) e la SOM (Self-Organizing Map), che possono essere alternative alla back-propagation.

II.12.3 Determinazione delle caratteristiche della rete

Definire le caratteristiche di una rete neurale significa determinarne la struttura in termini del numero di livelli, del numero di neuroni appartenenti a ciascun livello e della scelta del valore da attribuire ad alcuni parametri che influenzano il processo di addestramento.

Una rete neurale multilivello è composta da un livello in ingresso, un livello in uscita e da uno o più livelli nascosti. In genere, anche per problemi piuttosto complessi, il numero di livelli nascosti è al massimo pari a due.

Il numero di neuroni appartenenti al livello di ingresso e di uscita sono univocamente determinati. Se la rete è etero-associativa, il numero di neuroni artificiali nel livello di ingresso coincide con il numero di elementi che costituiscono il vettore caratteristico in ingresso, escluse le uscite desiderate. Se la rete è auto-associativa le uscite desiderate sono automaticamente identificate con i valori in ingresso e, quindi, il numero di neuroni artificiali nel livello di ingresso coincide con il numero di elementi costituenti il vettore caratteristico in ingresso. Il numero di neuroni nel livello di uscita dipende dal tipo di applicazione: nel caso di previsione esso è pari ad uno; nel caso di classificazione esso coincide con il numero di classi da individuare. Non esiste una teoria valida sulla scelta del numero di neuroni appartenenti al livello nascosto, in genere tale numero è ottenuto per tentativi.

Scelta la struttura della rete, occorre selezionare la regola di addestramento ed il tipo di funzione di trasferimento per ciascun elemento processante. La regola di addestramento specifica come sono modificati i pesi di connessione durante il processo di addestramento. Esistono delle varianti alla regola del delta, discussa precedentemente, per la modifica dei pesi di connessione.

Il learning rate che compare nell'espressione della modifica dei pesi in base alla regola del delta definisce la velocità del processo di addestramento. Un valore basso del learning rate

rende piccola la variazione, ad ogni iterazione, dei pesi di connessione e, di conseguenza il processo di addestramento è piuttosto lento.

Se, d'altra parte si incrementa il valore del learning rate in modo da velocizzare il processo di addestramento, può risultare che l'eccessiva variazione dei pesi di connessione, ad ogni iterazione, renda instabile il processo di addestramento. Le regole descritte in seguito hanno la finalità di rendere più rapido il processo di addestramento evitando il problema dell'instabilità:

1. Regola del delta generalizzata

Questa regola aggiunge, all'espressione caratteristica della regola del delta, un termine denominato momento:

$$\Delta w_{ji}(n) = \alpha \cdot \Delta w_{ji}(n+1) + \eta \cdot \delta_i(n) \cdot y_j(n)$$

dove α è generalmente un numero positivo detto *momento costante*. Tale regola è detta generalizzata in quanto include la regola del delta, nel caso in cui $\alpha=0$

2. Regola del delta cumulative

Con tale regola è possibile modificare i pesi di connessione dopo la presentazione di n coppie di addestramento, con $n \leq$ numero di casi totali in ingresso; n è detta *epoca* ed è fissata a priori. Se il valore dell'epoca non è molto elevato, la tecnica cumulativa consente di velocizzare notevolmente il processo di addestramento. D'altra parte, per modificare un peso di connessione sono necessarie un numero maggiore di operazioni, quindi se il valore dell'epoca è molto elevato si perde il vantaggio della maggiore velocità.

3. Regola delta-bar-delta

Tale regola tende a velocizzare il processo di apprendimento mediante un approccio di tipo euristico che consente di individuare la modifica migliore da applicare a ciascun peso. La superficie dell'errore globale è multi-dimensionale rispetto ai pesi di connessione, l'andamento in ogni direzione può essere molto diverso. In fase di addestramento si può verificare che un aggiornamento sia appropriato per un certo peso ma non lo sia per un altro. Siccome il valore della modifica dei pesi di connessione dipende dal learning rate, l'ideale sarebbe assegnare un learning rate ottimo per ogni peso di connessione. La determinazione del valore ottimale del learning rate e della modifica da apportargli a ciascuna iterazione è difficile e richiede un notevole consumo di tempo. Negli ultimi anni si è sviluppata una tecnica euristica che suggerisce come determinare automaticamente tale valore. Se per diversi passi di addestramento consecutivi, i cambiamenti di un peso di connessione sono di segno opposto, allora l'errore globale rispetto a tale peso è caratterizzato, dal punto di vista grafico da una notevole curvatura quindi, il learning rate deve essere decrementato. Se, viceversa, per diversi passi di addestramento consecutivi le variazioni di un peso di connessione sono dello stesso segno, il learning rate deve essere incrementato.

II. 13 Reti neurali non supervisionate (Self Organizing Maps - SOM)

A differenza delle reti ad apprendimento supervisionato, nelle quali l'operatore sceglie gli esempi con cui effettuare l'addestramento assegnando sia i vettori di ingresso sia quelli di uscita, le reti ad apprendimento non supervisionato ricevono solo vettori nella fase di ingresso.

L'apprendimento non supervisionato è basato su mappe **SOM (Self Organizing Maps)** anche dette mappe di **Kohonen**. L'architettura di una mappa SOM comprende un livello di ingresso e una mappa bidimensionale (griglia o reticolo), detta livello competitivo.

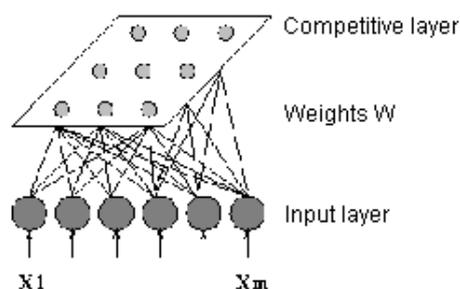


Figura 2.13: Architettura di una mappa SOM

Ogni unità della griglia è collegata al vettore di ingresso (stimolo) mediante m sinapsi di peso w ; quindi, ogni unità è associata a un vettore di dimensione m che contiene i pesi w . Come ogni altra rete neurale, l'uso di mappe di Kohonen richiede due fasi: la fase di addestramento e la fase di verifica.

Durante la fase di addestramento i vettori di ingresso sono presentati alla rete in modo sequenziale e i pesi di connessione vengono di volta in volta cambiati fino a quando la rete neurale converge. Nella fase di verifica invece i pesi di connessione non cambiano e l'uscita della rete neurale è usata come risposta dei dati di ingresso.

All'inizio del processo di addestramento i pesi di connessione del livello di ingresso al livello competitivo sono inizializzati con valori casuali di un certo intervallo. Per ogni vettore di ingresso viene determinato il neurone vincente e i pesi di connessione di questo neurone e dei neuroni ad esso adiacenti vengono adattati. Con il procedere dell'addestramento la rete raggiunge uno stato più o meno stabile in cui non ci sono più cambiamenti dei pesi e la mappa risulterà topologicamente ordinata, ciò significa che i vettori di ingresso giudicati topologicamente chiusi sulla base di una misura di distanza (per esempio distanza euclidea) vengono localizzati in neuroni adiacenti sulla mappa o persino nello stesso neurone della mappa.

Le Self Organizing Maps, quindi, possono essere considerate dei classificatori le cui classi sono disposte su un reticolo bidimensionale. Grazie a questo reticolo la mappa auto-organizzante mantiene la topologia dello spazio degli ingressi. Ciò significa che se i due ingressi si trovano vicini, vengono raggruppati o nella stessa classe o in classi vicine sul reticolo bidimensionale, al contrario quelli dissimili siano posti lontani. A maggior differenza corrisponde quindi maggiore distanza fisica sulla mappa.

La configurazione finale dei pesi dei singoli neuroni permette di suddividere gli elementi forniti in ingresso in raggruppamenti di similarità che ne rappresentano una classificazione.

La Unified Distance Matrix o anche U-Matrice è il metodo più usato per visualizzare una mappa SOM: le distanze di ogni unità di mappa da ogni neurone confinante sono calcolate e visualizzate usando una rappresentazione per la matrice, per esempio immagini a colori o a toni di grigio. I colori nella mappa possono essere selezionati in modo tale che, per esempio, più sono simili i colori più la distanza è piccola.

L'algoritmo di apprendimento di questo tipo di rete è il seguente:

1. Si definiscono con $w_{ij}(t)$ ($0 \leq i \leq n-1$ dove n è il numero degli ingressi) il peso tra il neurone i -esimo di input ed il neurone j -esimo della griglia al tempo t . Con 'tempo' si indica il passaggio del pattern di apprendimento. I valori dei pesi vengono inizialmente posti tra zero e uno. Si pone come valore di $N_i(0)$ il maggiore possibile ($N_i(0)$ dovrebbe essere il numero di neuroni vicini al j -esimo neurone).

2. Si presenta un input: $x_0(t), x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)$ dove $x_i(t)$ è l' i -esimo ingresso.

3. Si calcolano le distanze di tra l'ingresso e ciascun neurone di uscita j :

$$d_j^2 = \sum_{i=0}^{n-1} (x_i(t) - w_{ij}(t))^2$$

4. Si seleziona il neurone a cui corrisponde la distanza minima. Indichiamo con j^* tale neurone.

5. Si modificano i pesi dal neurone di ingresso ed il neurone j^* e tutti i suoi vicini definiti all'interno della superficie definita da $N_i^*(t)$. I nuovi pesi sono:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta(t)[x_i(t) - w_{ij}(t)]$$

$$0 \leq i \leq n-1$$

Il termine $h(t)$ è la funzione guadagno (o velocità di adattamento) ($0 \leq h(t) \leq 1$) che decresce nel tempo in modo da rallentare di volta in volta l'adattamento dei pesi. Anche le dimensioni di $N_i^*(t)$ decrescono nel tempo in modo da individuare una regione di neuroni sulla griglia.

6. Si ripete tutto a partire dal punto 2).

Si osserva come l'algoritmo di apprendimento di questa rete è molto più semplice di quello delle reti precedenti in cui è stato necessario calcolare una derivata; nel caso di Kohonen si confronta semplicemente un pattern di ingresso e il vettore dei pesi.

Il neurone con il vettore dei pesi più vicino al pattern di ingresso viene selezionato (j^*); questo nodo "attira" il vettore di ingresso e modifica il suo vettore dei pesi in modo da allinearlo a quello degli ingressi x cioè in modo da diminuire d_j .

Si può inoltre osservare che vengono modificati anche i vettori dei pesi dei neuroni vicini a j^* ; il motivo di ciò è che la rete cerca di creare regioni costituite da un ampio insieme di valori attorno all'ingresso con cui apprende (cioè non fa corrispondere un

solo valore per un ingresso ma un insieme di valori), di conseguenza, i vettori che sono spazialmente vicini ai valori di addestramento saranno comunque classificati correttamente anche se la rete non li ha mai visti.

Questo dimostra le proprietà di generalizzare della rete. L'apprendimento della rete dato dalla variazione dei pesi si svolge in questo modo:

- la funzione guadagno è una funzione decrescente che inizialmente viene mantenuta alta (>0.5) in modo da modificare velocemente i pesi verso una prima mappatura approssimativa.
- In seguito vengono eseguite delle mappature fini avvicinando i vettori dei pesi a quelli di ingresso, per eseguire queste variazioni fini si riduce h sempre più. Kohonen suggerisce un guadagno che decresce linearmente con il numero dei passaggi.
- Il processo di apprendimento dal punto 2) al 6), deve essere eseguito dalle 100 alle 1000 volte circa poiché in questa tipologia di rete le somiglianze tra le classi vengono misurate con la distanza euclidea.
- La regione dei vicini può essere scelta essere un quadrato, un cerchio o un esagono. Il valore di N_j^* (cioè il numero di vicini al neurone prescelto) deve essere scelto il maggiore possibile all'inizio e per poi decrescere anch'esso lentamente all'aumentare dei cicli di apprendimento.

CAPITOLO III

Monitoraggio Sensoriale delle Condizioni dell’Utensile

III.1 Introduzione

Stabilire lo stato d’usura durante il processo di lavorazione, è da tempo un argomento di grande interesse per i ricercatori. Una risposta a tale quesito risolve in parte i problemi connessi con i sistemi automatici, assolvendo alla ricerca dell’ottimizzazione della produzione. Nel taglio dei metalli, l’usura è rilevata con criteri che essenzialmente si dividono in due categorie: *metodi diretti* e *metodi indiretti*.

Nella prima categoria, ricadono quelle tecniche utilizzate nel rilevamento ottico del cratere d’usura, oltre che una misura dell’interfaccia utensile pezzo mediante sonde elettriche.

Nella seconda categoria, la stima dell’usura è effettuata con monitoraggi delle caratteristiche del processo di taglio dovute all’usura stessa. I segnali utilizzati sono la temperatura nell’intorno della zona di taglio, le vibrazioni ed infine le forze di taglio ed i segnali d’emissione acustica. Ed è con l’utilizzo di queste due ultime tecniche, che in questo lavoro si sviluppa la metodologia di studio applicata ai materiali compositi.

Tuttavia, nel caso di lavorazioni per asportazione di materiale molti aspetti dell’interazione tra l’utensile e il materiale in lavorazione e la frattura dell’utensile, non sono completamente compresi.

E’ da notare inoltre, che il rilevamento progressivo dell’usura dell’utensile mediante la tecnica dell’emissione acustica e la predizione della possibilità di rottura catastrofica basata sui dati d’usura progressiva, non ci mette al riparo da un’inaspettata rottura dell’utensile, a causa d’improvvisi mutamenti nelle proprietà dei materiali.

L’impiego di sensori con elevate capacità diagnostiche, decisionali e di processamento del segnale (sensori “intelligenti”) si rende indispensabile in particolar modo nei sistemi di lavorazione flessibili destinati ad operare senza l’assistenza di operatori. Le motivazioni ed i requisiti di fondo delle metodologie computazionali intelligenti applicate ai segnali sensoriali per il monitoraggio e il controllo delle condizioni degli utensili in sistemi di lavorazione automatizzati saranno esaminate e particolare attenzione sarà prestata al problema del

controllo delle condizioni degli utensili da taglio durante i processi di lavorazione per asportazione di materiale nel settore delle lavorazioni dei compositi avanzati.

Numerosi studi sui vari aspetti dei processi, macchinari e sistemi di lavorazione hanno indicato che il successo dei moderni sistemi flessibili di lavorazione è largamente basato sulla disponibilità di dati sulle condizioni operative (materiale, utensile, processo), fornite da dispositivi sensoriali affidabili e intelligenti. Le ricerche condotte negli ultimi anni da vari autori hanno evidenziato l'efficacia delle tecniche sensoriali basate sul rilevamento, l'analisi e l'integrazione sinergica di segnali provenienti da sensori multipli di differente natura, rilevati durante i processi di asportazione di materiale, per il controllo delle condizioni operative, la valutazione in linea dell'usura degli utensili, l'identificazione rapida della frattura degli utensili, l'individuazione della forma del truciolo e la verifica della natura, delle condizioni e delle proprietà del materiale in lavorazione.

Ruolo particolarmente importante nel settore del monitoraggio e controllo di sistemi di fabbricazione non presidiati dall'operatore rivestono le tecniche computazionali intelligenti da impiegare nello sviluppo dei sensori e sistemi sensoriali intelligenti.

I materiali compositi sono oggi largamente utilizzati perché i loro rapporti resistenza/peso e modulo di elasticità/peso, in paragone ai metalli, offrono interessanti opportunità nella progettazione di nuovi prodotti. Tuttavia, poiché sono non omogenei, anisotropi e rinforzati con fibre altamente abrasive, i compositi sono difficili da lavorare mediante tecnologie di asportazione di materiale. Si possono determinare danni significativi al materiale in lavorazione e verificare rapidissimi sviluppi dell'usura degli utensili. Le tecnologie convenzionali di asportazione di materiale (tornitura, foratura, ecc.) sono largamente applicate alle lavorazioni dei compositi a causa della disponibilità di attrezzature e di conoscenze tecnologiche. Tuttavia, le condizioni di processo e le caratteristiche dell'utensile richiedono una selezione accurata al fine di minimizzare l'usura dovuta agli elementi di rinforzo dei compositi che sono altamente abrasivi.

In effetti, il problema del monitoraggio delle condizioni degli utensili durante il taglio dei compositi è un argomento di ricerca aperto e rappresenta uno degli ostacoli allo sviluppo delle tecnologie di taglio di questi materiali innovativi. Ciò è dovuto all'introduzione relativamente recente dei compositi come materiali in lavorazione di processi convenzionali di taglio e alla conoscenza insufficiente sui fenomeni che hanno luogo durante questi processi di taglio (formazione del truciolo, sviluppo dell'usura, effetti della temperatura, ecc.).

III.2 Meccanismi d'usura degli utensili

Non è certo difficile comprendere che il successo e l'efficacia di un processo di lavorazione, per asportazione di truciolo, dipendono dalle condizioni di usura dell'utensile.

Infatti, l'uso di un utensile molto usurato, provoca un elevato consumo di energia e determina uno scadente grado di finitura della superficie lavorata.

La vita utile di un utensile da taglio viene definita proprio in funzione del suo grado di usura; in particolare la generazione di calore sul petto dell'utensile ne accelera il processo di usura, diminuendo così la sua vita utile.

Si dice che un utensile è andato fuori uso quando non è più in grado di effettuare l'asportazione di truciolo consumando una ragionevole quantità di energia e quando non riesce più a produrre una superficie lavorata con un grado di finitura accettabile.

Un utensile può andare fuori uso per i seguenti motivi:

- 1) L'utensile può deformarsi plasticamente a causa dell'elevata temperatura e dell'elevata sollecitazione meccanica cui è sottoposto (è bene evidenziare il fatto che solo i metalli e le loro leghe si deformano plasticamente, mentre i carburi e gli ossidi no) - Figura 3.1a;
- 2) L'utensile può fratturarsi a causa di forze di taglio molto elevate e della scarsa resistenza dell'utensile - Figura 3.1b;
- 3) L'utensile può perdere l'affilatura durante le operazioni di taglio a causa di un graduale processo di usura – Figura 3.1c.



Figura 3.1a

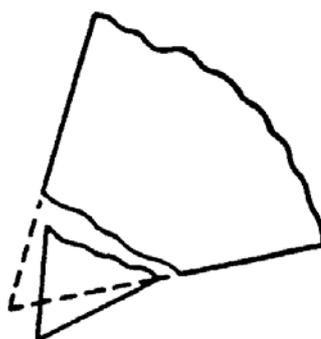


Figura 3.1b



Figura 3.1c

La deformazione plastica e la frattura degli utensili rientrano nella classe degli eventi occasionali che possono essere evitati mediante un'adeguata scelta del materiale e della geometria dell'utensile nonché dei valori dei parametri di taglio.

Il processo di usura graduale, invece, può essere soltanto rallentato e dunque è inevitabile. Pertanto, un utensile molto usurato va riaffilato, se è in acciaio, oppure va sostituito, se è in carburo o in materiale ceramico.

L'usura si genera sulle superfici interessate da uno strisciamento relativo con altre superfici e dunque, nel caso del taglio dei metalli, tra il petto dell'utensile e il truciolo e tra il fianco dell'utensile e il materiale in lavorazione.

In particolare, lo strisciamento del truciolo sul petto dell'utensile usura quest'ultimo provocando la formazione di una cavità detta **cratere di usura**; l'usura che invece interessa il fianco dell'utensile prende il nome di **labbro di usura**.

In Figura 3.2 sono illustrati i principali parametri di usura:

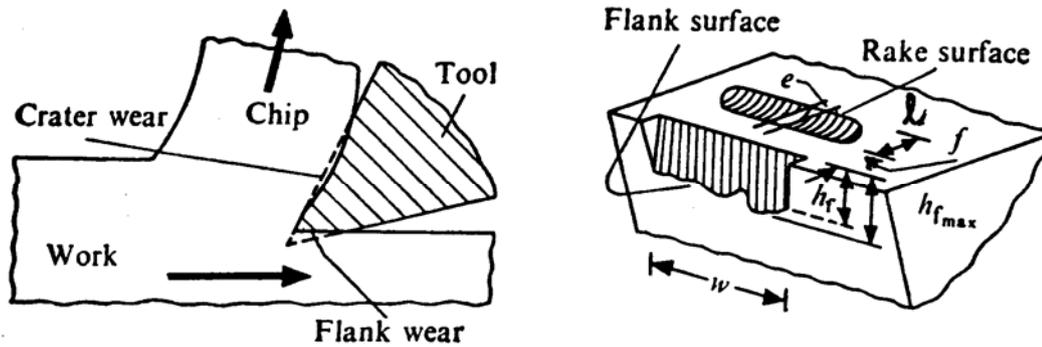


Figura 3.2: Principali parametri di usura

Dove:

- e: Profondità del cratere – è la distanza tra il punto più basso del cratere e il piano della superficie levigata (è anche indicato con k_B);
- l: Larghezza del cratere – corrisponde alla lunghezza di contatto tra il materiale e l'utensile;
- f: Distanza tra il cratere e il labbro di usura;
- h_f : Altezza media del labbro di usura – è una misura dell'usura del fianco dell'utensile (è anche indicata con v_b);
- w: Larghezza del taglio.

Tuttavia, poiché è difficile realizzare una misura precisa dell'usura del petto dell'utensile (cratere), spesso viene utilizzato un parametro globale h_k che esprime il livello generale di usura in funzione di tutti i parametri significativi per il cratere:

$$h_k = \frac{e}{\frac{l}{2} + f}$$

Per quanto riguarda il labbro di usura va precisato che, se la sua irregolarità è particolarmente accentuata, allora si fa riferimento alla sua altezza massima, $h_{f_{max}}$, invece che al valore medio h_f . L'altezza del labbro può essere misurata utilizzando un microscopio da officina a piccoli ingrandimenti (ad es. 10x) dotato di oculare graduato. Sia h_f (o $h_{f_{max}}$) che h_k devono rimanere minori di un certo valore prefissato durante le operazioni di asportazione di truciolo, perché l'utensile possa continuare ad essere impiegato.

I diversi meccanismi di usura (per abrasione, per aderenza, per diffusione, ecc.) sono normalmente tutti attivi in ciascun processo di usura, sebbene un meccanismo possa prevalere su un altro a causa di particolari fattori. Va detto che l'abrasione e l'aderenza sono i meccanismi principalmente responsabili dell'*usura del fianco*, mentre la diffusione è la causa fondamentale dell'*usura del petto*. Ciò si riscontra soprattutto alle alte velocità di taglio, perché a tali velocità la temperatura sul petto dell'utensile è molto più elevata di quella sul fianco. Sia sul petto che sul fianco dell'utensile, l'evoluzione dell'usura in funzione del tempo di lavorazione segue qualitativamente l'andamento riportato in Figura.

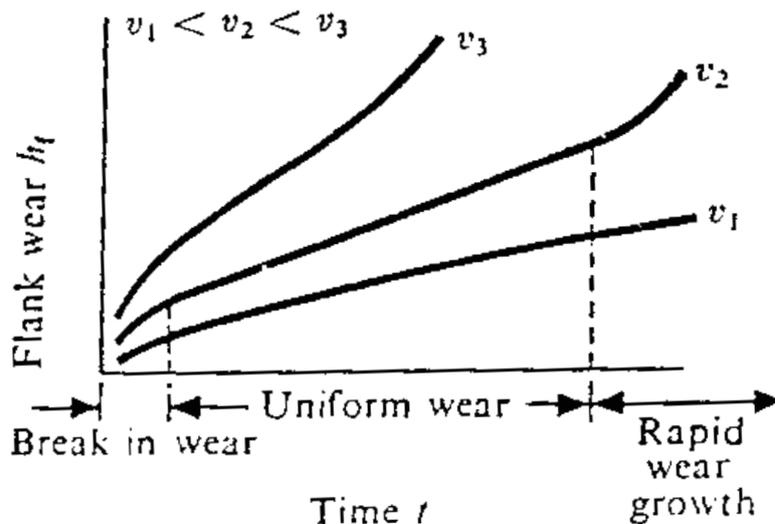


Figura 3.3: Diagramma dell'usura in funzione del tempo di lavorazione

Come si può vedere, inizialmente c'è una zona detta di **usura iniziale**, in cui l'usura cresce velocemente (cioè l'utensile perde rapidamente il filo) ma i valori di h_k e h_f si mantengono comunque piccoli. Nella zona successiva, detta di **usura uniforme**, lo sviluppo dell'usura è lento e procede con velocità pressoché costante. Infine, si evidenzia una terza zona, detta di **usura rapida**, nella quale si riscontra una crescita dell'usura molto veloce (con legge esponenziale). In tale zona, lo sviluppo dell'usura non è controllabile in quanto non si riesce più a prevedere il grado progressivo dell'usura.

L'andamento di h_k e h_f è stato tracciato per valori assegnati dei parametri di lavorazione v , w , t_1 . Tra di essi, la velocità di taglio v è il parametro più importante; in particolare, al crescere di v l'usura si sviluppa più rapida e, ovviamente, al diminuire di v il processo di usura rallenta.

Durante i processi di asportazione di truciolo, si desidera lavorare nella seconda fase della curva di usura; infatti la prima fase è molto breve, mentre la terza fase non è accettabile perché l'usura non può essere controllata. Pertanto, la zona di **usura uniforme** rappresenta gran parte della vita utile dell'utensile.

Le variazioni tipiche dei parametri e , l , f sono riportate in Figura 3.4.

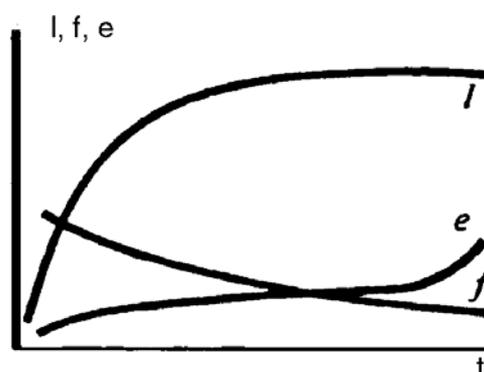


Figura 3.4: Variazione dei parametri e , l , f

Concludendo, in senso generale, la durata dell'utensile può essere espressa:

- in funzione dei limiti di tolleranza dimensionale ammissibili per il pezzo in lavorazione;
- in funzione dei limiti di tolleranza ammissibili per il grado di rugosità superficiale del pezzo in lavorazione
- in funzione del grado di usura massimo ammissibile del fianco dell'utensile
- in funzione del grado di usura massimo ammissibile del petto dell'utensile

Relativamente alle condizioni specifiche di lavorazione, per determinare la durata dell'utensile verrà scelto il criterio predominante tra quelli sopra menzionati, i quali, in definitiva, possono ricondursi tutti alla individuazione di un certo grado di usura ammissibile sul fianco o sul petto dell'utensile. Conviene precisare che il grado di usura può essere quello massimo sopportabile dall'utensile o quello massimo derivante da considerazioni economiche.

Ai fini del monitoraggio sensoriale delle condizioni dell'utensile durante il taglio di materiali compositi, questo lavoro di tesi di dottorato si è proposto di:

1. Effettuare prove sperimentali di taglio di materiali compositi con impiego di sensori multipli per il monitoraggio delle condizioni dell'utensile.

Sono state definite le tipologie di materiale in lavorazione (materiali compositi), le specifiche di lavorazione per asportazione di materiale e i sistemi sensoriali che sono stati impiegati per il monitoraggio delle condizioni degli utensili da taglio.

E' stata pianificata e realizzata una campagna di prove sperimentali per acquisire i segnali sensoriali necessari al monitoraggio delle condizioni degli utensili durante il taglio di materiali compositi. La pianificazione ha implicato scelte operative mirate a rendere l'analisi la più vicina possibile alle reali applicazioni industriali.

2. Applicare procedure avanzate di analisi dei segnali sensoriali per l'estrazione di caratteristiche significative (riconoscimento di configurazioni) utili nell'identificazione delle condizioni dell'utensile da taglio

Sono state applicate procedure di analisi dei segnali sensoriali ai fini dell'individuazione di correlazioni tra dati sensoriali e condizioni degli utensili per il taglio di materiali compositi.

3. Sviluppare di metodi computazionali intelligenti per la presa di decisioni in automatico sulle condizioni dell'utensile in lavorazioni meccaniche per asportazione di materiale

Sono stati sviluppati metodi computazionali intelligenti, in particolare sono state utilizzate reti neurali artificiali, per la presa di decisioni sulle condizioni degli utensili da taglio da applicare al monitoraggio sensoriale durante i processi di lavorazione per i materiali compositi.

III.3 Sistema di monitoraggio sensoriale per le condizioni dell'utensile nel taglio dei materiali compositi

Il sistema di monitoraggio sensoriale messo a punto per il controllo dell'usura dell'utensile durante il taglio dei materiali compositi comprende:

- Sensore di emissione acustica
- Amplificatore di emissione acustica
- Sensore di forza (piastra dinamometrica)
- Amplificatori della piastra dianmometrica
- Oscilloscopio digitale Le Croy 9400 125 MHz
- Convertitore A/D NB-A2800, 4 ingressi analogici, frequenza massima di campionamento:
 - singolo canale 1 MHz
 - doppio canale 500 KHz
 - quadruplo canale 250 KHz;
- Scheda NB-DMA-2800, composta da una DMA (29 Mbyte/sec) e da una GPIB-IEEE-488 (700 Kbyte/sec);
- PC per l'acquisizione e l'elaborazione dei dati sensoriali

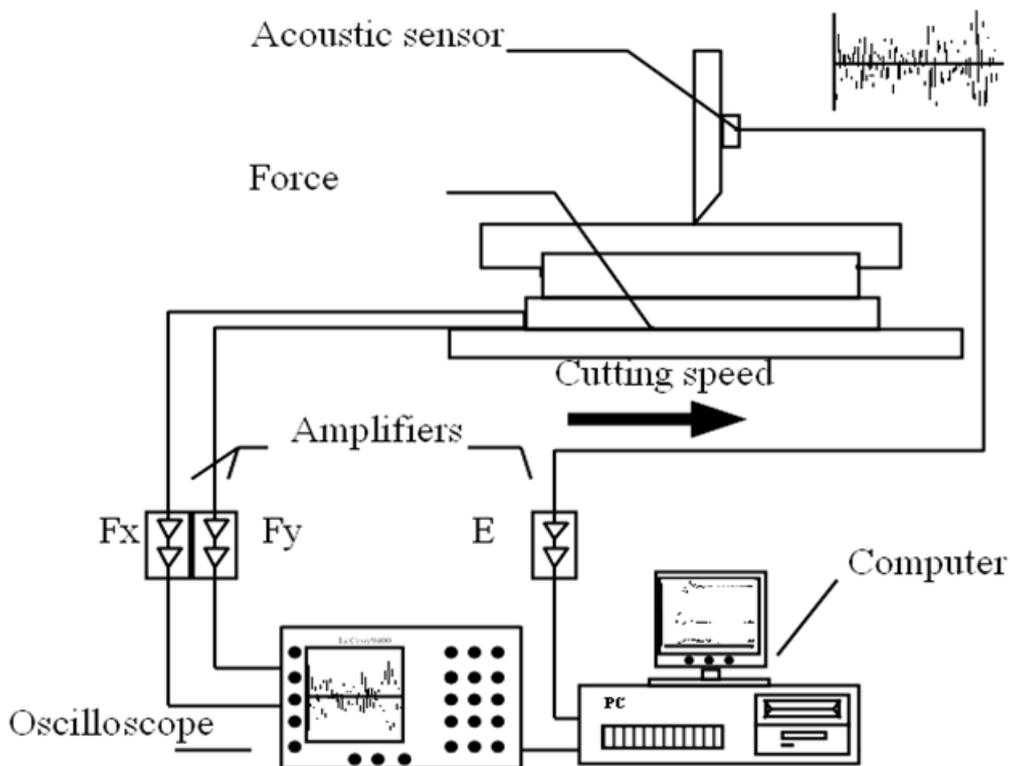


Figura 3.5: Sistema di monitoraggio sensoriale utilizzato

Il sensore per emissione acustica, applicato sull'utensile, è una sonda di materiale piezoelettrico del tipo WD (larga banda) non risonante, con risposta in frequenza compresa tra 100 KHz e 900 KHz.

La sonda WD è stata collegata ad un preamplificatore, che consente una volta alimentato, un'amplificazione di 40 dB oppure 60 dB, (nelle prove eseguite sono state adottate entrambe), Figura 3.5.

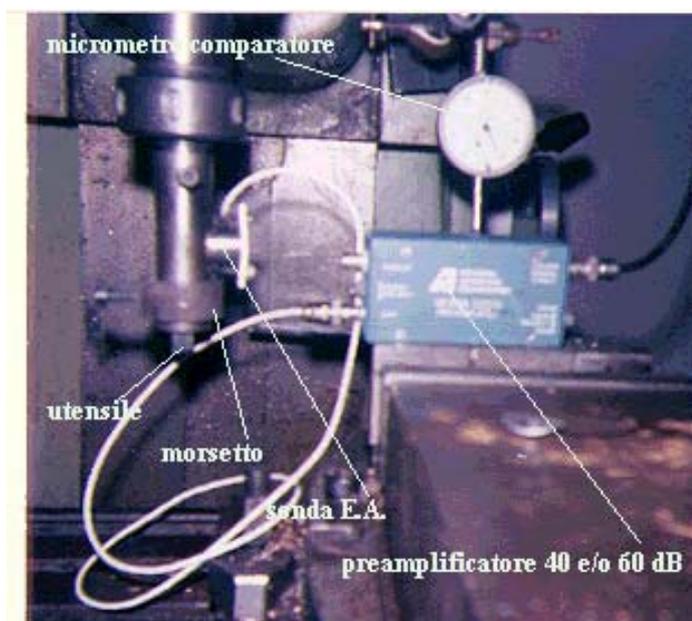


Figura 3.5: Sensori

A valle del collegamento della sonda, dopo superato l'alimentatore-amplificatore, si trova la scheda d'acquisizione tipo NB-A2000 a quattro ingressi analogici, frequenza di campionamento con un solo canale (denominato Ch0 sul cavo BNC) di 1 MHz.

L'altro sensore, posto sulla mensola sottostante il pezzo in lavorazione è una piastra dinamometrica piezoelettrica Kistler 9257A a tre canali che permette di misurare le forze secondo tre assi tra loro ortogonali. Nella foto di Figura 3.6 è rappresentata la piastra Kistler 9257A accoppiata al materiale.

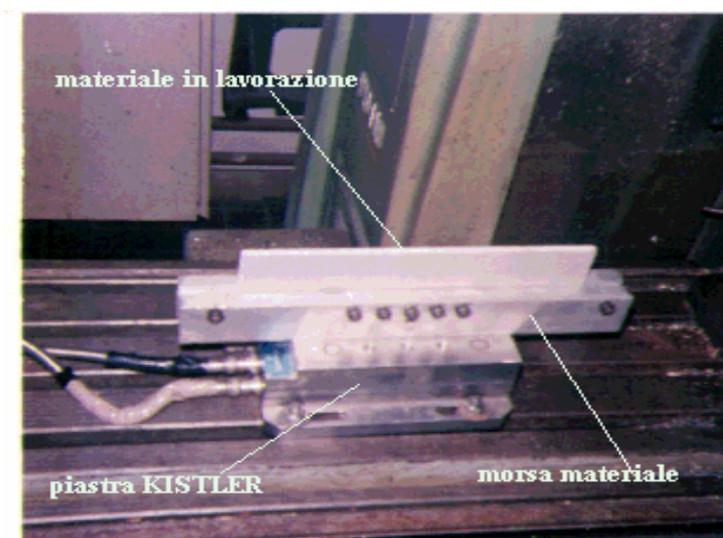


Figura 3.6: Piastra dinamometrica Kistler 9257A

Opportunamente tarata, è collegata ad una coppia di amplificatori e successivamente ad un oscilloscopio tipo LeCroy 9400 125 MHz, che oltre a digitalizzare il segnale ricostruendo le onde da 12500 campioni al secondo, permette anche di visualizzare in contemporanea delle prove eseguite, il segnale medio delle forze e in conclusione della prova stessa il segnale delle forze acquisite. Nella foto Figura 3.7 è raffigurato l'oscilloscopio LeCroy 9400.

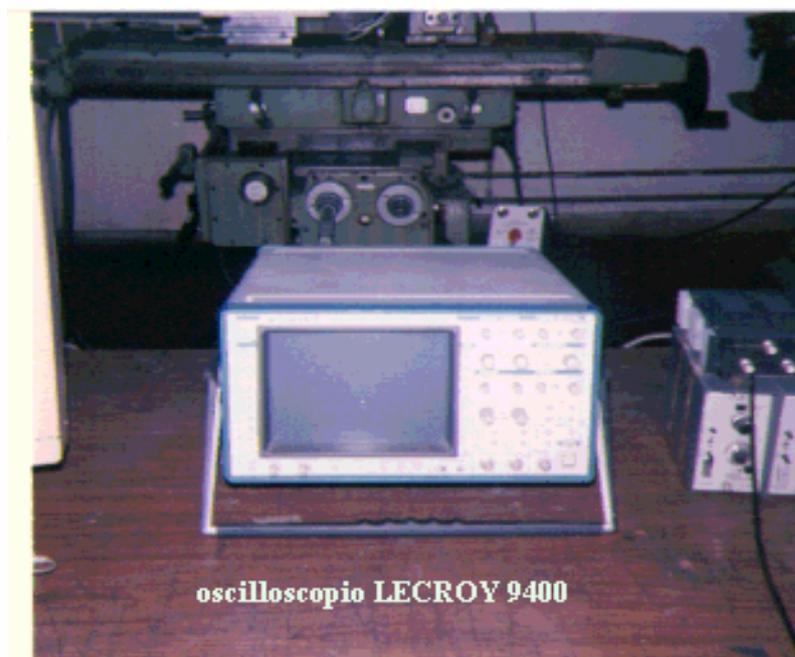


Figura 3.7: Oscilloscopio LeCroy 9400

Tutto ciò è stato utilissimo al fine di stabilire l'intervallo di suddivisione in termini di Volt/div. dello schermo del LeCroy, essendo compendiata la possibilità che il segnale sia troppo ampio perché sia rappresentato, consentendo quindi in toto di ripetere subito la prova variando il settaggio dell'oscilloscopio attraverso il pannello figurato sullo schermo del computer Macintosh.

L'oscilloscopio è collegato attraverso un cavo alla scheda tipo GIPB-IEEE-488 (700Kbyte/sec) posta in un computer Macintosh QUADRA 950 (processore 68040/33Mhz, 36 Mbyte di memoria RAM) e vi accede tramite la scheda DMA tipo NB-DMA-2800 (29Mbyte/sec). Tutto il collegamento è schematizzato in Figura 3.8.

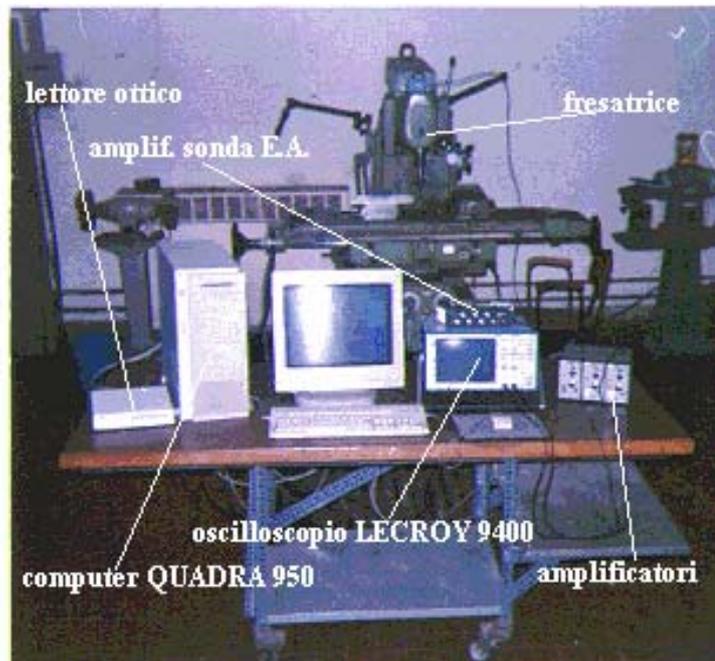


Figura 3.8: Sistema di monitoraggio

In conclusione, tutti i sensori utilizzano nei collegamenti cavi tipo BNC e alla strumentazione si aggiunge un lettore magneto ottico per il deposito dei dati, più un certo numero di software descritti in seguito, oltre alla fresatrice usata per il taglio del materiale.

III.4 Procedure sperimentali

Macchina utensile

Per eseguire le prove di taglio, è stata utilizzata una fresatrice verticale Figura 3.9



Figura 3.9: Fresatrice

Gli elementi efficaci di tale macchina sono raccolti nella testa porta fresa e nella mensola. Sulla prima si selezionano le frese adatte per le lavorazioni, mediante sostituzioni ad innesto conico; sulla seconda si seleziona il moto di alimentazione.

Montata la fresa, si pone in rotazione, selezionando il numero di giri con manovre effettuate prima dell'avviamento su appositi selettori, disposti a lato dell'operatore, adiacenti all'albero rotante porta fresa.

In questo tipo di macchine, la velocità di taglio è posseduta dall'utensile; in altre parole, la fresa ruotando in prossimità del pezzo in lavorazione con un certo numero di giri, asporta il materiale, compito, a questo punto della mensola, è alimentare la fresa con un movimento assiduo, che può essere condotto verticalmente dall'alto in basso (o viceversa), longitudinalmente, lateralmente e in diagonale con verso verticale e laterale.

Tutte queste possibilità di moto della mensola, sono selezionate sia frontalmente dall'operatore che lateralmente andando a cercare due leve poste sul basamento Figura 3.10.

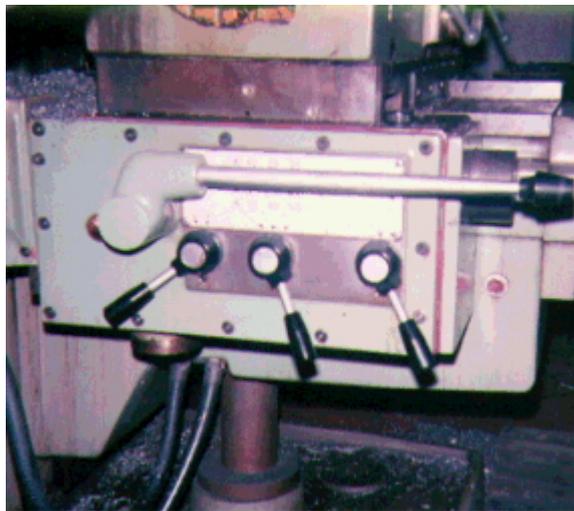


Figura 3.10: Leve per il moto della fresatrice

Le leve, con semplici diagonalizzazioni dei parametri di avanzamento su descritti, faranno compiere tutti gli spostamenti sul piano della mensola. Tuttavia, ciò che si è utilizzato di tale macchina è solo una parte, rendendo esecutivo solo il movimento della mensola, bloccando quindi la testa porta fresa. Infatti, gli utensili utilizzati, sono comuni utensili di acciaio rapido HSS, sagomati in forma parallelepipedica, adatti per un tornio o una limatrice.

Ed è proprio sulla tipologia di quest'ultima, che sono state compiute le lavorazioni.

Per prima cosa, si è bloccata la rotazione dell'albero portafresa, lasciando l'interruttore in posizione "off". Poi, si è provveduto ad alloggiare l'utensile scelto in un particolare ammorsamento costruito per l'occasione, ma che in ogni modo conserva in parte l'innesto conico tipico delle frese, il quale vede l'utensile di acciaio rapido HSS fuoriuscire da esso con uno sbalzo di circa 1 cm, dopo ciò si è montato sulla mensola una morsa, costruita anch'essa per l'occasione, utilizzata per fissare il materiale da lavorare.

Con siffatte modifiche, il moto di taglio è assicurato dalla mensola e quindi dal materiale in lavorazione, inoltre, contemporaneamente con altri movimenti della mensola in direzione

verticale, sono state effettuate le manovre di regolazione dello spessore di materiale asportato, ove per rendere più precisi tali valori si è fissato un comparatore centesimale, che agendo sulla tavola portapezzo visualizza con misure al centesimo, ogni movimento verticale della mensola e quindi le posizioni che realizzano lo spessore di materiale da asportare.

L'utensile invece, rimane fisso nella posizione predisposta per il taglio. Durante l'esecuzione della prova, si è provveduto ad assegnare la velocità di taglio, con selezione della massima velocità consentita nello spostamento della mensola in senso longitudinale, pari a 1000 mm/min.

Siccome tale velocità è alquanto bassa e inferiore alla reale velocità utilizzata nelle lavorazioni di tali materiali in campo industriale, si è pensato di trascurare il surriscaldamento dell'utensile durante il taglio.

Utensili

Gli utensili utilizzati sono del tipo acciaio rapido HSS; per tali prove sono stati impiegati due coppie di utensili affilati e usurati (Figura 3.11).

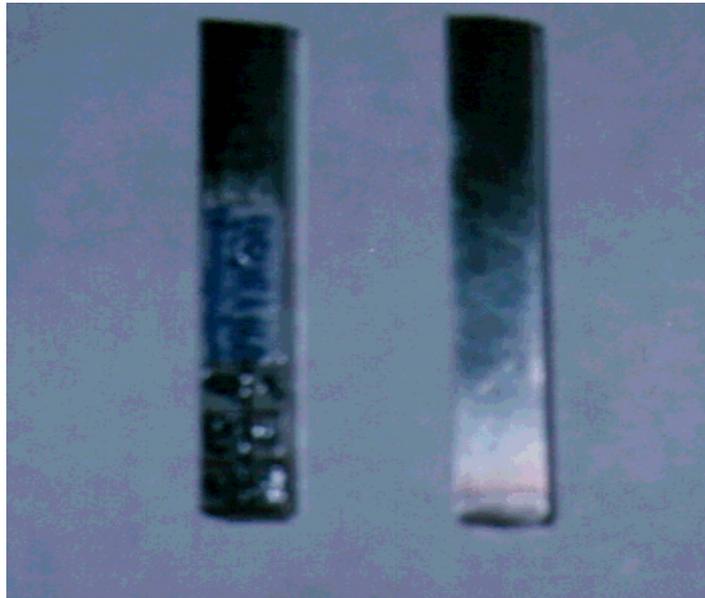


Figura 3.11: Utensili

Per i due utensili affilati, è stato fissato l'angolo di taglio mediante gli angoli di spoglia superiore $\alpha = 0^\circ$ e l'angolo di spoglia inferiore $\beta = 5^\circ$.

Per i due usurati, si è partiti in condizioni di angolo di taglio pari all'utensile affilato e si è giunti, con l'utilizzo degli stessi in più di 160 passate, ad una condizione di usura pari ad un cratere di otto decimi, misurate manualmente con un microscopio.

Prima di ogni sessione di prova è stata eseguita l'operazione di taratura dei sensori. La necessità di tale operazione è quella di garantire la ripresa della sessione di prove nei vari giorni in cui essa si svolge, sempre alle stesse condizioni di montaggio dei sensori, ciò per l'attendibilità dei risultati stessi.

Taratura sensore delle forze

Per la taratura della piastra Kistler si è proceduto con il collegarla agli amplificatori, collegamento effettuato solo per due delle tre forze che si è deciso di acquisire: la F_y e la F_z , infatti, si è ritenuto che la F_x sia trascurabilissima per i bassi valori a cui è interessata durante il taglio.

Il collegamento è realizzato dalla piastra agli ingressi "in" degli amplificatori con cavi BNC rivestiti in tubi flessibili metallici, in uscita "out", gli amplificatori utilizzano dei comuni cavi BNC che connettono nell'ordine scelto: il canale 1 dell'oscilloscopio LeCroy 9400 alla forza F_y e il canale 2 alla forza F_z (tale corrispondenza va rispettata anche all'ingresso onde evitare confusioni sui valori delle forze). Effettuati i collegamenti e alimentati oscilloscopio e amplificatori, si disconnette per il momento il canale 2 relativo alla F_z , al fine di realizzare prima la taratura di F_y .

Nella prima fase, posta la piastra agganciata ad una parete con appositi ganci e regolato l'ingresso del LeCroy in corrente continua, posto poi il segnale sullo zero, mediante settaggio manuale con scelta del parametro Volt/div. pari a uno, si pone agganciato alla piastra un peso di cinque chilogrammi; sullo schermo dell'oscilloscopio il segnale si sarà spostato dallo zero e la misura di questa quantità è realizzata digitando in basso a sinistra il tasto "voltage" che farà comparire due cursori costituiti da due linee, l'intervallo tra di esse indica un valore in volt, sovrapponendole ai reali valori, si misura il voltaggio acquisito.

La seconda fase è la scelta dei valori di guadagno dell'amplificatore al fine di ottenere la corrispondenza Volt per kg. che è stata fissata in 0.1 Volt/kg. Infatti, se i cursori sono fissati per i cinque chilogrammi ad una distanza tra loro pari a 0.5 Volt, allora basta agire sulla manopola dell'amplificatore, ruotandola dopo aver fissato il moltiplicatore a 100x, fino ad ottenere che il segnale reale si sovrapponga a quello fittizio dei cursori.

A questo punto ponendo un altro peso di cinque chilogrammi si verifica la linearità, se ciò accade una controprova chiude la sessione di taratura di F_y : si pone un unico peso da 1 kg e si controlla il voltaggio acquisito, se tale misura è circa 0.1 Volt con un errore del 10% allora si ritiene conclusa la taratura. Per F_z , si procede similmente, con la sola differenza che il peso va posto orizzontalmente sulla piastra, poiché si misura una forza ortogonale.

I valori risultanti della taratura, relativi ad entrambe le due sessioni di prove, la prima a 40 dB di amplificazione del sensore di emissione acustica e la seconda a 60 dB, sono riportati nella tabella sottostante:

LeCroy	Forza	Valore degli amplificatori	Rapporto in Newton
Canale 1	F_y	x100 - 7.60	0.1volt / 9.81 N
Canale 2	F_z	x100 - 3.62	0.1volt / 9.81 N

Taratura del sensore di Emissione Acustica (EA)

La taratura del sensore di EA è stata eseguita con l’utilizzo di un software dedicato il cui pannello dimostrativo è riportato in Figura 3.12.

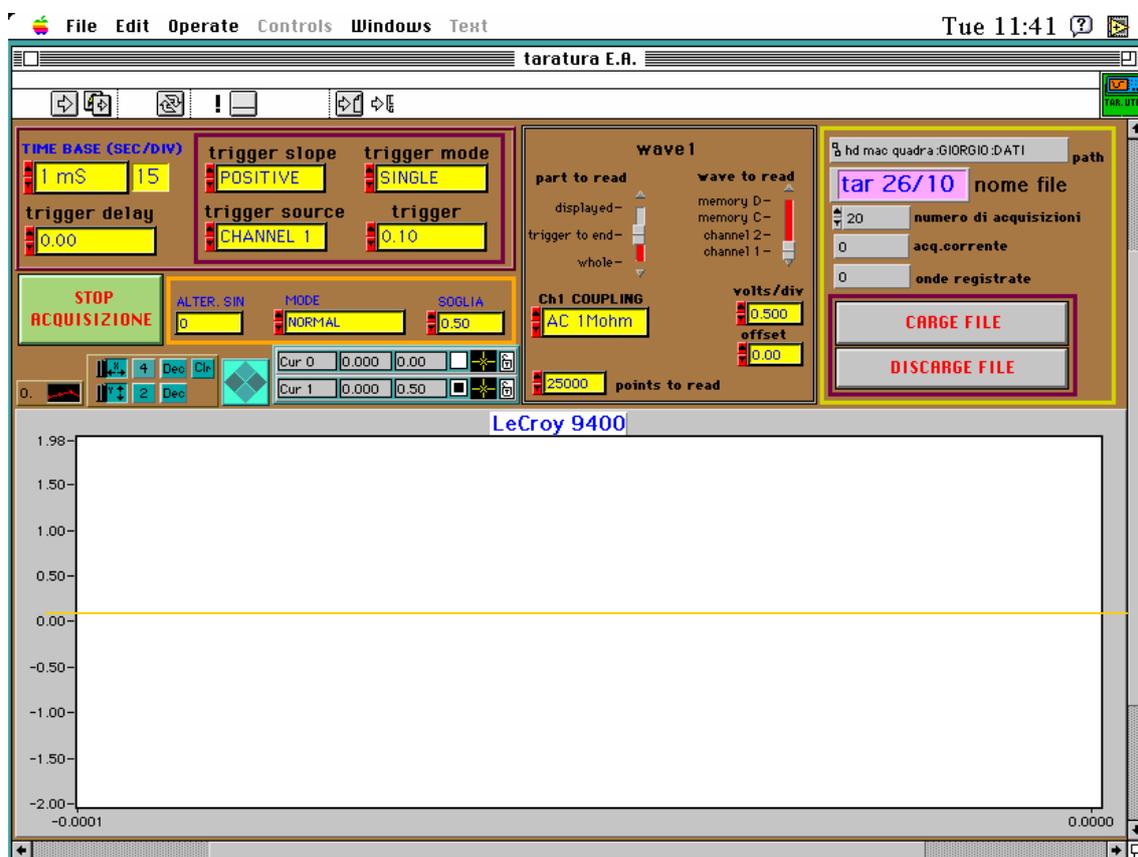


Figura 3.12: Software dedicato per la taratura dell’EA

Pertanto, lanciato il programma “taratura E.A.” si effettua il settaggio. Si completano poi i collegamenti esterni con la sonda EA, che è stata fissata nell’apposita sede accoppiandola all’utensile destinato ad eseguire la prova.

Tutti i collegamenti tra sonda e preamplificatore si realizzano tramite cavi BNC, così, partendo da quest’ultimo, si giunge all’alimentatore amplificatore che pone in output un innesto duplice che si diparte sia verso l’oscilloscopio sia verso la scheda NB-A2000.

Avviato il programma “taratura E.A.”, con un portamina caricato con mine HB 0.5 si compie una ripetuta rottura di mine in prossimità del tagliente dell’utensile e lo scandire dello spezzare di mine è regolato dalla caduta in **single** dell’oscilloscopio, che si pone in attesa cancellando il segnale prodottosi nella precedente rottura di mina.

La scelta del numero che indica quante volte debbono essere spezzate le mine, è arbitrario e lo si fa nel settaggio iniziale del programma taratura; in ogni modo ci si orienta in genere intorno alle 20 volte.

Terminata l’operazione di rottura delle mine, il programma esegue la media dei valori acquisiti in termini di alternanze (ring-down) che oltrepassano il valore di soglia fissato a priori, valore, che per le prove eseguite in questo lavoro è pari a 0.5 Volt.

Il valore medio delle alternanze, è assunto come campione di confronto per le prossime sessioni di prova, nel caso specifico sono stati ricavati i seguenti valori medi riportati di seguito.

Sono state eseguite quattro tarature due per l'affilato due per l'usurato. Su venti acquisizioni alcune risultavano non buone (esempio, urtava il portamina sull'utensile) e quindi non erano registrate, pertanto si è prodotta una media sui valori realmente registrati su venti.

Affilato (60 dB)

n°di acquisizioni su 20	media	nome file
18/20	413.06	TAR1
16/20	398.31	TAR2

Usurato (60 dB)

n°di acquisizioni su 20	media	nome file
18/20	431.11	TAR3
18/20	467.61	TAR4

Già durante la taratura, si è posto il preamplificatore al valore di 60 dB, poiché è a tale soglia di guadagno, che il segnale è significativo, ovvero con successiva visualizzazione dello stesso si è riscontrata una modulazione più' o meno accentuata con ampiezze distinte dal valore tipico del rumore di fondo (0.3 volt).

Tale evenienza non si è verificata nelle prove a 40 dB, ove il segnale è risultato scarsamente amplificato e per tale motivo si è reso inutilizzabile.

III.5 Materiali in lavorazione

Come tipologie di materiale in lavorazione sono state scelte (Figura 3.13):

Vetroresina (VRUD)

- Matrice: acrilica modar 826HT
- Fibre: vetro (fibre lunghe unidirezionali)
- Dimensioni dei provini: 200 x 30 x 6 mm

Carboresina (CRUD)

- Matrice: resina vinilestere
- Fibre: carbonio (fibre lunghe unidirezionali)
- Dimensioni dei provini: 150 x 35 x 3.15 mm

Sheet Moulding Compound (SMC)

- Matrice: resina vinilestere
- Fibre: vetro R50 (fibre corte disposte casualmente nel piano)
- Dimensioni dei provini: 230 x 45 x 6 mm

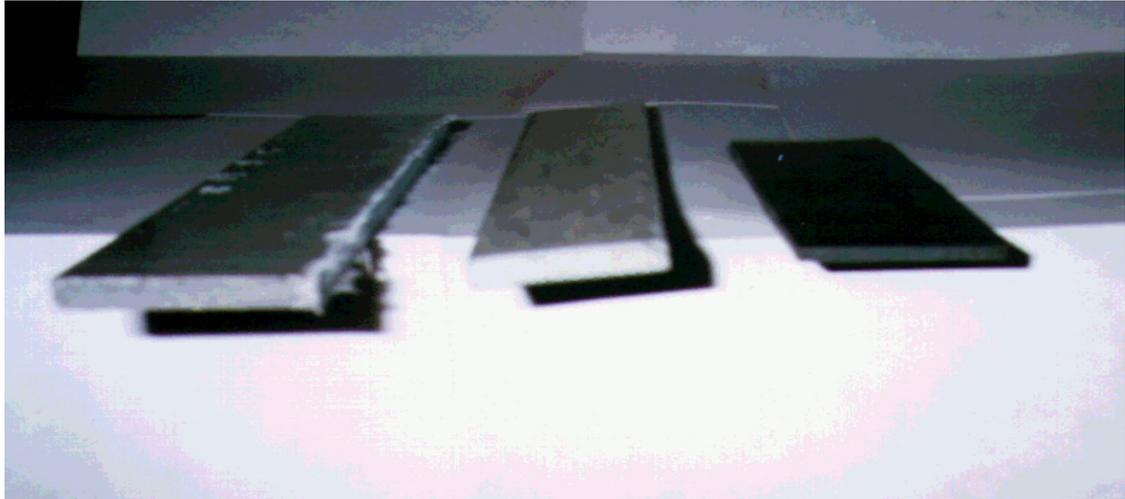


Figura 3.13: Materiali in lavorazione

Parametri di taglio

Velocità di taglio:

$$v_c = 1 \text{ m/s}$$

Le prove di taglio sono state effettuate con una bassa velocità di taglio per attenuare gli effetti termici sull'utensile e sul materiale in lavorazione.

Spessore di materiale da asportare:

$$t = 0.05, 0.1, 0.2, 0.4 \text{ mm (per il CRUD ci sono anche i valori: } 0.6, 0.8 \text{ mm)}.$$

Larghezza di taglio:

$$w = 6 \text{ mm per VRUD e SMC, } 3.15 \text{ mm per CRUD}$$

III.6 Acquisizione dei segnali sensoriali di forza e di EA

La durata del taglio e dell'acquisizione del segnale di forza è di **2 secondi**. Il numero totale, in una sessione di prova, di campionamenti per ognuna delle due componenti della forza è **25000**.

Contemporaneamente all'acquisizione dei segnali delle due componenti della forza di taglio, un software dedicato ha estratto per ciascuno di essi il valore **medio** nei 2 secondi, per una complessiva valutazione degli sforzi dell'utensile durante il processo di taglio ortogonale dei compositi.

Il segnale di forza rilevato dal sensore piezoelettrico e il suo valore medio sono espressi in **Volt**. Per convertire i valori medi da Volt a Newton viene utilizzato il coefficiente ottenuto con la taratura del sensore durante la sessione di prove e precisamente:

per la componente **F_y** si ha che: (valore in **Volt** x 100) - 7.60 = valore in **Newton**

per la componente **F_z** si ha che: (valore in **Volt** x 100) - 3.62 = valore in **Newton**

Contemporaneamente all'acquisizione del segnale della forza di taglio è stato acquisito il segnale di **emissione acustica** (EA) mediante un sensore a larga banda di tipo WD montato sul fianco dell'utensile. Il segnale di EA preamplificato e filtrato viene campionato mediante un convertitore A/D con frequenza di campionamento di 1 MHz e inviato ad un pc per l'immagazzinamento dei dati.

La durata dell'acquisizione del segnale di EA durante il taglio è di **2 secondi**. Il numero totale, in una sessione di prova, di campionamenti del segnale di EA è **2000000**.

Per ogni condizione sperimentale identificata da un determinato spessore di taglio (0.05, 0.1, 0.2, 0.4, 0.6, 0.8 mm), dalla condizione dell'utensile (affilato/usurato) e dal materiale in lavorazione (VRUD, CRUD, SMC), sono state effettuate 3 ripetizioni.

In totale sono state effettuate **72** prove:

3 materiali x 2 utensili x 4 spessori x 3 ripetizioni

a cui si aggiungono le 6 prove condotte solo per il CRUD, per un totale di **78** prove.

Le prove sperimentali sono state divise in due sessioni:

- **Sessione n° 1:** il segnale di EA è stato scartato per l'esigua amplificazione conservando però i segnali delle forze non soggetti a tale selezione
- **Sessione n° 2:** i segnali di EA e di forza vengono acquisiti contemporaneamente

Le condizioni di generazione e di acquisizione dei segnali sono però le stesse enunciate precedentemente per entrambe le sessioni.

III.7 Classificazione delle prove sperimentali

I file ottenuti dalle prove sperimentali sono stati classificati nel seguente modo:

- **C, V, S** = CRUD, VRUD, SMC
- **Spessore di materiale da asportare:** **A** = 0.05, **B** = 0.1, **C** = 0.2, **D** = 0.4, **E** = 0.6, **F** = 0.8 mm
- **W, V** = usurato, affilato
- **1, 2, 3** = numero della ripetizione
- **lettera e/o numero** che indica il parametro fisico registrato durante la prova (emissione acustica, componente di forza, valore medio di forza)

Si ottengono per ogni prova **cinque** file la cui base nominativa è quella sopra indicata, con in aggiunta una lettera e/o numero che indica il tipo di parametro fisico registrato nell'ambito della stessa prova.

Per esempio: dalla prova fatta con materiale VRUD, con spessore da asportare **A** = 0.05, con utensile **W** usurato e con ripetizione **1** si ottengono i seguenti file:

EAVAW10	file di emissione acustica
W1VAW10	file relativo alle forza Fy
W2VAW10	file relativo alla forza Fz
W1VAW10/M	file relativo al valore medio di Fy
W2VAW10/M	file relativo al valore medio di Fz

Vengono fatte due tipi di prova con gli stessi parametri di taglio ma che differiscono per il tipo di utensile utilizzato, per esempio: dalla prova fatta con materiale VRUD, con spessore da asportare $A = 0.05$, e con ripetizione **1**, otteniamo **VAV1 (AFFILATO)** e **VAW1 (USURATO)**.

III.7.1 Tabelle Riassuntive

I segnali ottenuti dalle prove sperimentali, divisi in affilato e usurato, delle due componenti della forza F_y e F_z e dell'emissione acustica per ogni materiale (VRUD, SMC, CRUD) hanno la stessa base nominativa e sono elencati nelle seguenti tabelle:

VRUD

per le due componenti della forza

Per VRUD otteniamo $12 \times 4 = 48$ file per utensile affilato e $12 \times 4 = 48$ file per utensile usurato, per un totale di **96** file

AFFILATO	USURATO
VAV1	VAW1
VAV2	VAW2
VAV3	VAW3
VBV1	VBW1
VBV2	VBW2
VBV3	VBW3
VCV1	VCW1
VCV2	VCW2
VCV3	VCW3
VDV1	VDW1
VDV2	VDW2
VDV3	VDW3

VRUD**per l'emissione acustica**

Per VRUD abbiamo ottenuto $12 \times 5 = 60$ file per utensile affilato e $12 \times 5 = 60$ file per utensile usurato, per un totale di **120** file

AFFILATO	USURATO
VAV1	VAW1
VAV2	VAW2
VAV3	VAW3
VBV1	VBW1
VBV2	VBW2
VBV3	VBW3
VCV1	VCW1
VCV2	VCW2
VCV3	VCW3
VDV1	VDW1
VDV2	VDW2
VDV3	VDW3

SMC**per le due componenti della forza**

Per SMC otteniamo $12 \times 4 = 48$ file per utensile affilato e $12 \times 4 = 48$ file per utensile usurato, per un totale di **96** file

AFFILATO	USURATO
SAV1	SAW1
SAV2	SAW2
SAV3	SAW3
SBV1	SBW1
SBV2	SBW2
SBV3	SBW3
SCV1	SCW1
SCV2	SCW2
SCV3	SCW3
SDV1	SDW1
SDV2	SDW2
SDV3	SDW3

SMC**per l'emissione acustica**

Per SMC abbiamo ottenuto $12 \times 5 = 60$ file per utensile affilato e $12 \times 5 = 60$ file per utensile usurato, per un totale di **120** file

AFFILATO	USURATO
SAV1	SAW1
SAV2	SAW2
SAV3	SAW3
SBV1	SBW1
SBV2	SBW2
SBV3	SBW3
SCV1	SCW1
SCV2	SCW2
SCV3	SCW3
SDV1	SDW1
SDV2	SDW2
SDV3	SDW3

CRUD**per le due componenti della forza**

Per CRUD otteniamo $18 \times 4 = 72$ file per utensile affilato e $18 \times 4 = 72$ file per utensile usurato, per un totale di **144** file

AFFILATO	USURATO
CAV1	CAW1
CAV2	CAW2
CAV3	CAW3
CBV1	CBW1
CBV2	CBW2
CBV3	CBW3
CCV1	CCW1
CCV2	CCW2
CCV3	CCW3
CDV1	CDW1
CDV2	CDW2
CDV3	CDW3
CEV1	CEW1
CEV2	CEW2
CEV3	CEW3
CFV1	CFW1
CFV2	CFW2
CFV3	CFW3

CRUD**per l'emissione acustica**

Per CRUD otteniamo $18 \times 5 = 90$ file per utensile affilato e $18 \times 5 = 90$ file per utensile usurato, per un totale di **180** file

AFFILATO	USURATO
CAV1	CAW1
CAV2	CAW2
CAV3	CAW3
CBV1	CBW1
CBV2	CBW2
CBV3	CBW3
CCV1	CCW1
CCV2	CCW2
CCV3	CCW3
CDV1	CDW1
CDV2	CDW2
CDV3	CDW3
CEV1	CEW1
CEV2	CEW2
CEV3	CEW3
CFV1	CFW1
CFV2	CFW2
CFV3	CFW3

III.8 Analisi dei segnali sensoriali della forza di taglio

Una volta ottenuti i file dei segnali sensoriali mediante un software dedicato, sviluppato in ambiente Labview, sono state visualizzate le due componenti della forza F_y , F_z e i loro valori medi.

Riportiamo alcuni esempi di visualizzazione dei segnali delle due componenti di forza F_y e F_z e dei loro rispettivi valori medi sia con utensile affilato sia con utensile usurato:

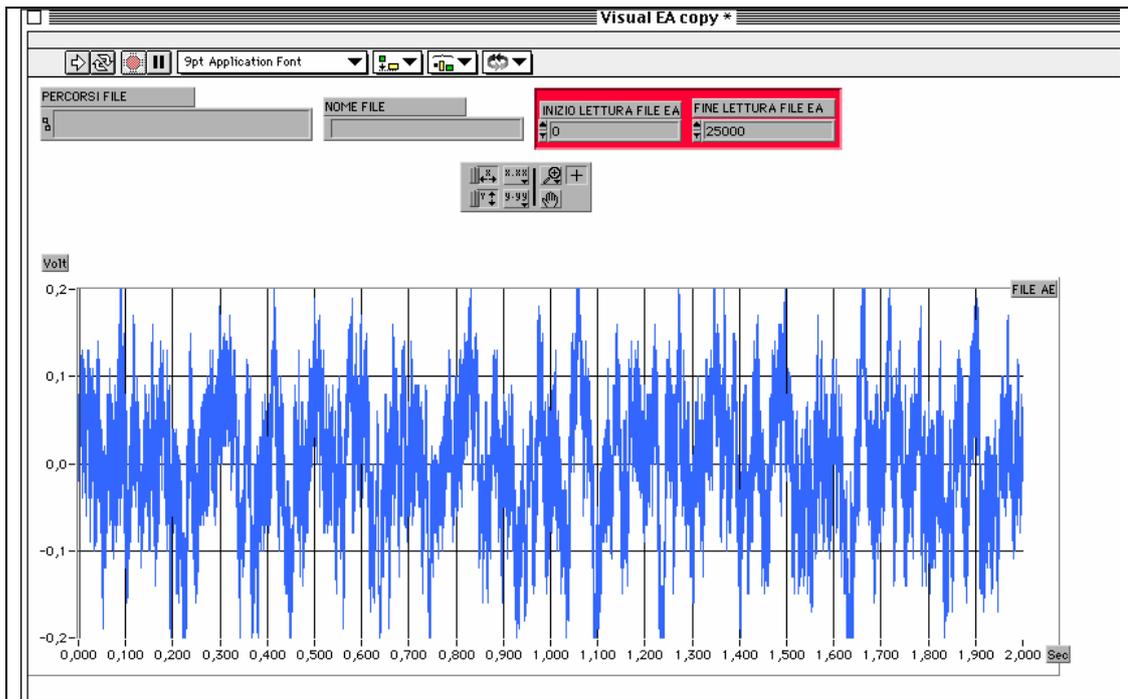


Figura 3.14 : W1VAV10 - F_y , VRUD, spessore A, utensile affilato, passata 1

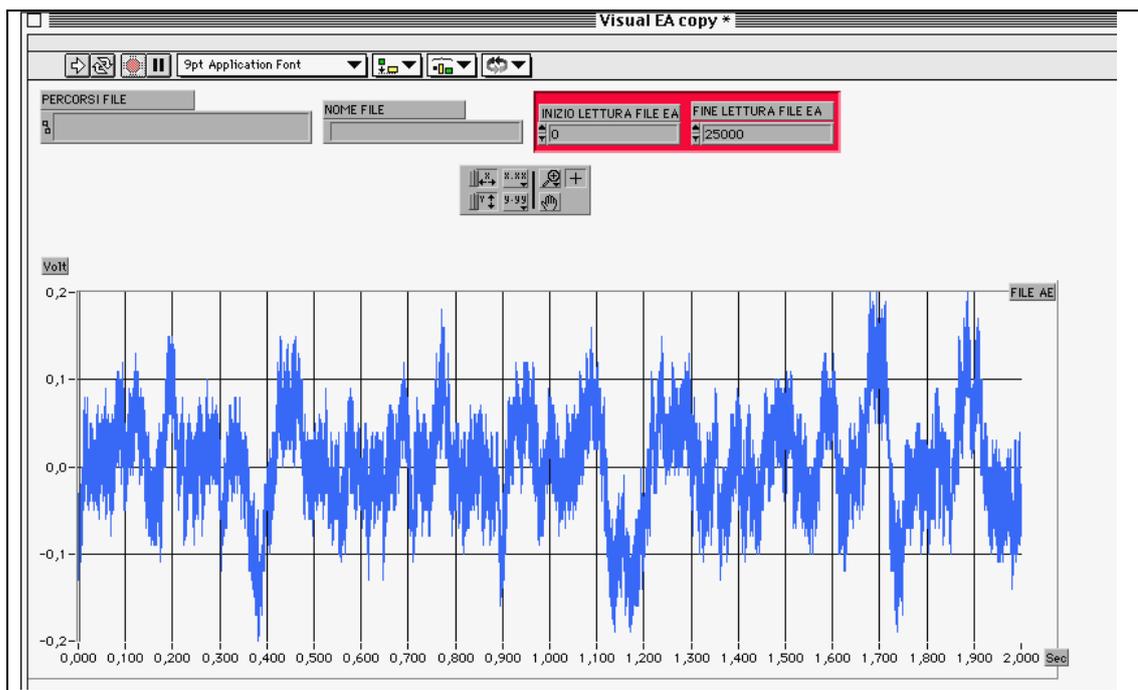


Figura 3.15: W1VAW10 - F_y , VRUD, spessore A, utensile usurato, passata 1

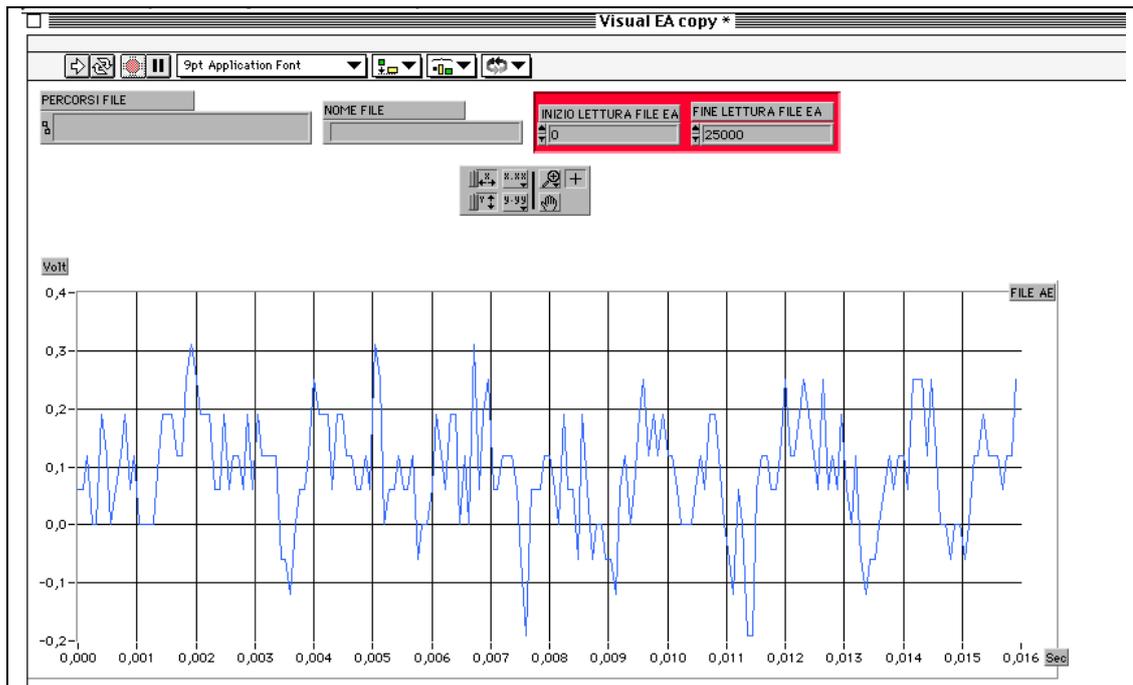


Figura 3.16: W1VAV10\M - Fy MEDIO, VRUD, spessore A, utensile affilato, passata 1

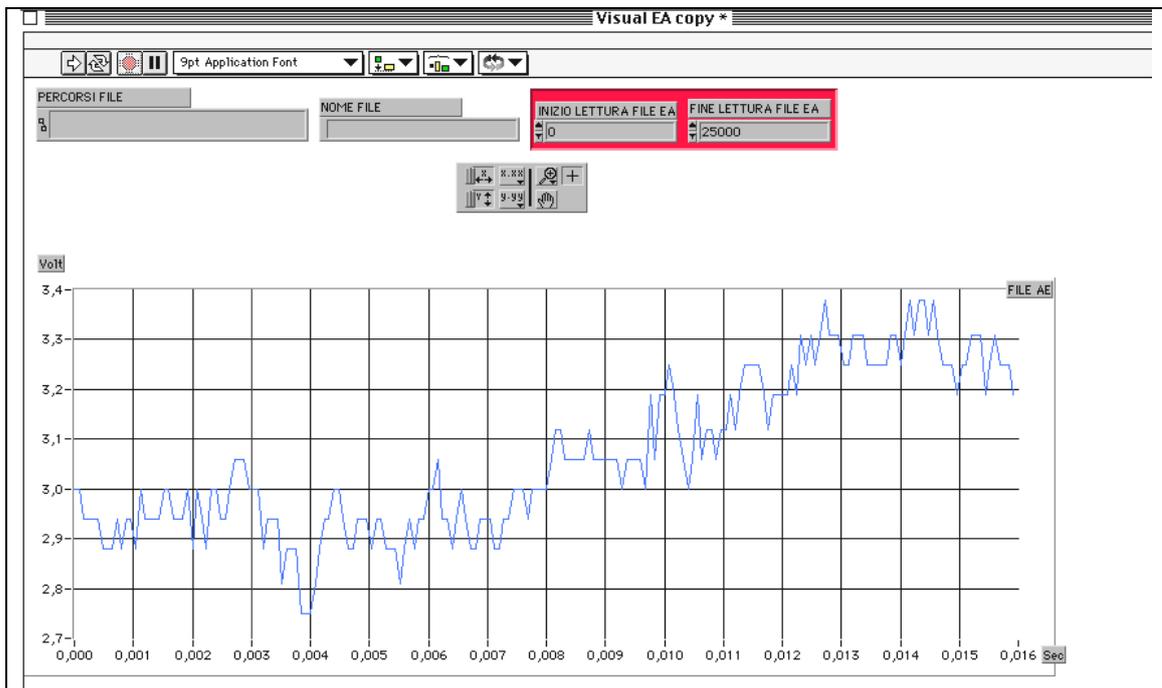


Figura 3.17: W1VAW10\M - Fy MEDIO, VRUD, spessore A, utensile usurato, passata 1

I valori medi ottenuti delle due componenti Fy e Fz della forza di taglio in Volt e in Newton sono riportati nelle seguenti tabelle:

Tabella CRUD

Tool state	Test Id.	t	Fy		Fz	
			(V)	(N)	(V)	(N)
FRESH	CAV1	0.05	0.53	52.0	1.53	150.1
	CAV2	0.05	0.62	60.8	1.35	132.4
	CAV3	0.05	0.72	70.6	1.49	146.2
	CBV1	0.10	1.07	105.0	1.67	163.0
	CBV2	0.10	0.97	95.1	1.77	173.7
	CBV3	0.10	1.13	110.8	1.90	186.3
	CCV1	0.20	1.67	163.8	2.14	210.0
	CCV2	0.20	1.53	150.1	2.25	221.7
	CCV3	0.20	1.64	160.8	2.28	223.6
	CDV1	0.40	2.90	284.5	1.98	194.2
	CDV2	0.40	2.83	277.6	1.97	193.2
	CDV3	0.40	2.60	255.1	2.43	238.3
	CEV1	0.60	3.77	370.0	2.54	249.1
	CEV2	0.60	3.68	361.0	2.74	268.7
	CEV3	0.60	4.06	398.3	2.51	246.0
	CFV1	0.80	4.91	481.6	2.78	272.7
	CFV2	0.80	5.00	490.5	2.84	278.6
	CFV3	0.80	4.93	483.6	2.90	284.5

Tool state	Test Id.	t	Fy		Fz	
			(V)	(N)	(V)	(N)
WORN	CAW1	0.05	1.02	100.1	3.67	360.0
	CAW2	0.05	1.13	110.8	3.73	365.9
	CAW3	0.05	1.16	113.7	3.88	380.6
	CBW1	0.10	1.41	138.3	4.10	402.2
	CBW2	0.10	1.32	129.4	4.03	395.3
	CBW3	0.10	1.43	140.3	4.16	408.1
	CCW1	0.20	1.95	191.3	4.26	417.9
	CCW2	0.20	1.88	180.4	3.23	316.8
	CCW3	0.20	1.81	177.5	4.01	393.4
	CDW1	0.40	3.04	298.2	4.49	440.4
	CDW2	0.40	2.86	280.5	4.30	421.8
	CDW3	0.40	2.56	251.1	3.51	344.3
	CEW1	0.60	3.99	391.4	3.87	379.6
	CEW2	0.60	3.35	328.6	3.24	317.8
	CEW3	0.60	2.96	290.3	2.39	234.4
	CFW1	0.80	4.71	462.0	4.51	442.4
	CFW2	0.80	4.55	446.3	4.86	476.0
	CFW3	0.80	4.99	489.5	4.49	440.5

Tabella VRUD

Tool state	Test Id.	t	Fy		Fz	
			(V)	(N)	(V)	(N)
FRESH	VAV1	0.05	0.96	94.2	1.20	117.1
	VAV2	0.05	1.09	106.9	1.77	173.6
	VAV3	0.05	0.98	90.4	1.99	195.3
	VBV1	0.10	1.78	174.6	2.21	216.8
	VBV2	0.10	1.68	164.8	2.19	214.8
	VBV3	0.10	1.77	173.6	2.26	221.7
	VCV1	0.20	3.83	376.7	3.32	325.7
	VCV2	0.20	3.44	337.4	3.37	330.6
	VCV3	0.20	3.34	327.6	3.26	319.8
	VDV1	0.40	6.50	637.6	4.52	443.4
	VDV2	0.40	6.12	600.3	4.52	443.4
	VDV3	0.40	6.08	596.4	4.43	434.5

Tool state	Test Id.	t	Fy		Fz	
			(V)	(N)	(V)	(N)
WORN	VAW1	0.05	3.06	30.0	6.97	683.7
	VAW2	0.05	3.20	313.9	7.67	752.4
	VAW3	0.05	2.94	288.4	7.20	706.3
	VBW1	0.10	4.00	392.4	7.94	778.9
	VBW1	0.10	3.73	365.9	7.94	778.9
	VBW3	0.10	3.93	385.5	7.94	778.9
	VCW1	0.20	5.33	522.8	7.94	778.9
	VCW2	0.20	5.22	512.1	7.94	778.9
	VCW3	0.20	5.27	519.9	7.94	778.9
	VDW1	0.40	7.78	763.2	7.94	778.9
	VDW2	0.40	7.52	737.7	7.94	778.9
	VDW3	0.40	7.36	722.0	7.94	778.9

Tabella SMC

Tool state	Test Id.	t	Fy		Fz	
			(V)	(N)	(V)	(N)
FRESH	SAV1	0.05	0.97	95.16	1.47	144.2
	SAV2	0.05	0.83	81.4	1.52	149.1
	SAV3	0.05	1.50	147.1	1.72	168.7
	SBV1	0.10	1.98	194.2	1.94	190.3
	SBV2	0.10	2.01	197.2	1.98	194.2
	SBV3	0.10	1.88	184.4	1.91	187.3
	SCV1	0.20	3.56	349.2	2.41	236.4
	SCV2	0.20	3.53	345.4	2.40	236.3
	SCV3	0.20	3.50	343.3	2.39	225.6
	SDV1	0.40	5.59	548.3	2.73	263.8
	SDV2	0.40	4.15	407.1	2.29	224.6
	SDV3	0.40	1.56	153.1	1.95	191.3

Tool state	Test Id.	t	Fy		Fz	
			(V)	(N)	(V)	(N)
WORN	SAW1	0.05	3.37	330.6	7.94	778.9
	SAW2	0.05	3.31	324.7	7.93	777.9
	SAW3	0.05	2.93	287.4	7.93	777.9
	SBW1	0.10	4.00	392.4	7.93	777.9
	SBW2	0.10	3.82	374.7	7.88	773.1
	SBW3	0.10	3.91	383.4	7.94	778.9
	SCW1	0.20	4.93	483.6	7.92	776.9
	SCW2	0.20	5.01	493.4	7.88	784.3
	SCW3	0.20	5.07	497.7	7.84	769.1
	SDW1	0.40	7.26	721.2	7.91	775.8
	SDW2	0.40	6.63	650.4	7.92	776.9
	SDW3	0.40	6.41	628.8	7.94	776.9

III.8.1 Suddivisione dei segnali sensoriali di forza di taglio

Dopo avere visualizzato e analizzato ogni segnale delle due componenti di forza F_y e F_z e aver calcolato i loro valori medi, i segnali originari, ottenuti durante le sessioni di prove costituiti da 25000 campionamenti, vengono suddivisi in tre parti uguali da **8192** campionamenti:

- La **I** divisione va da 210 a 8402
- La **II** divisione va da 8403 a 16595
- La **III** divisione va da 16596 a 24788

La suddivisione è stata fatta mediante il software dedicato sviluppato in ambiente LabView.

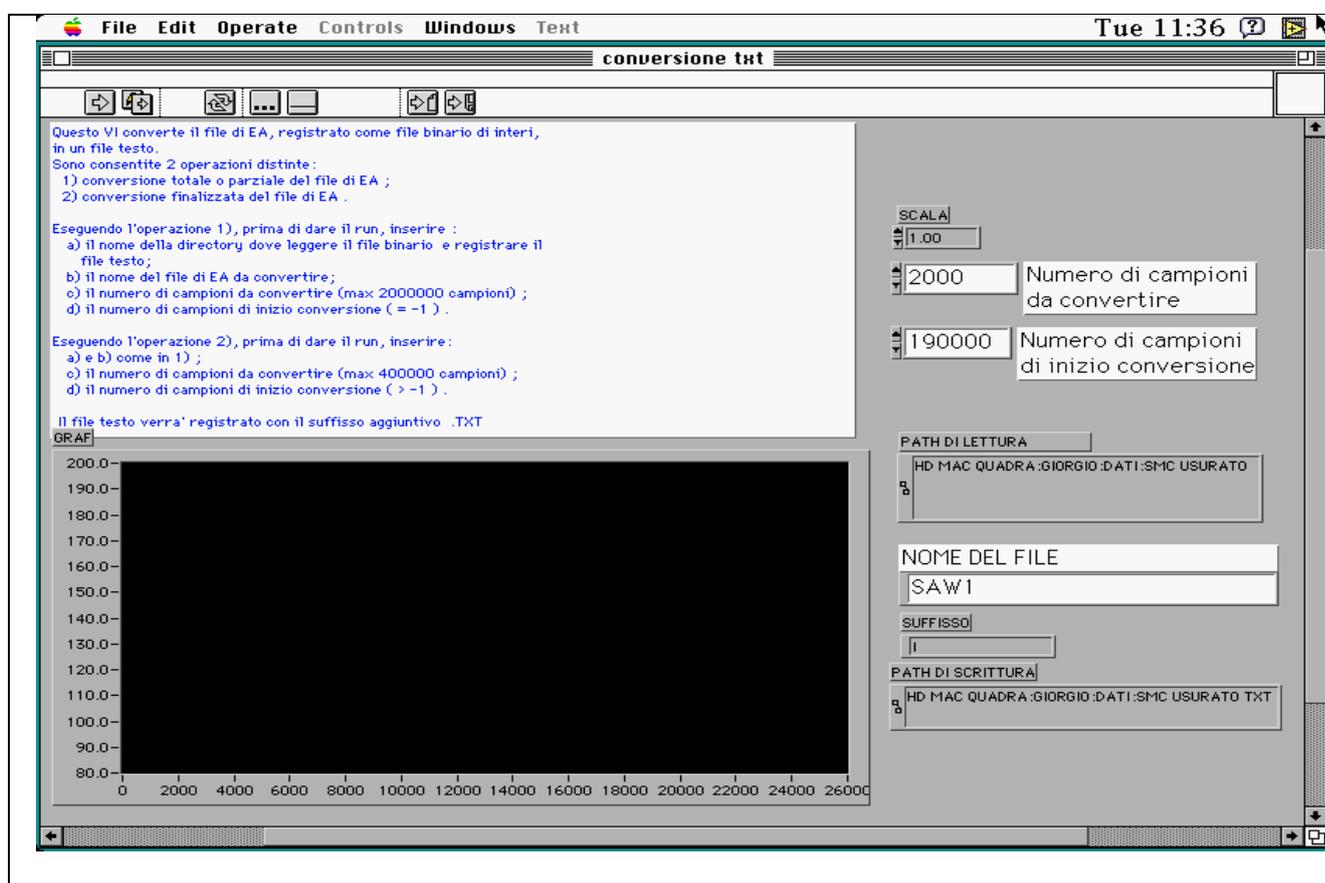


Figura 3.18: Pannello del software “CONVERSIONE”

III.9 Analisi dei segnali sensoriali dell'emissione acustica

Una volta ottenuti i file dei segnali sensoriali mediante un software dedicato, sviluppato in ambiente Labview, è stata visualizzata l'emissione acustica. Riportiamo alcuni esempi di visualizzazione dei segnali dell'emissione acustica e dei loro rispettivi valori medi sia con utensile affilato sia con utensile usurato:

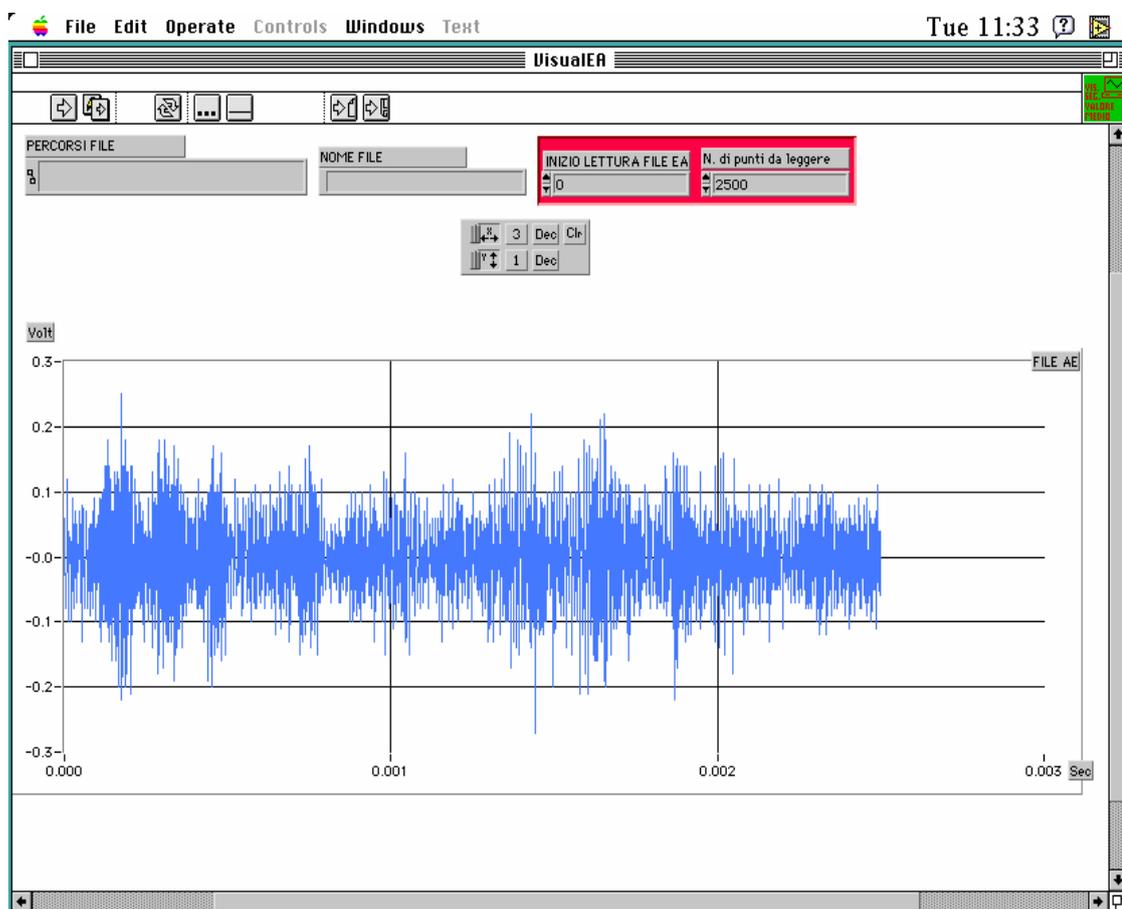


Figura 3.19: Pannello del software dedicato per l'analisi dell'EA

L'impiego di tale software è molto semplice, poiché richiede soltanto di apporre il numero di inizio lettura, il numero di campioni letti e la path di lettura, ove in quest'ultima è necessario, per non incappare in errori banali, specificare senza spazi il percorso dei file origine.

I file da 2000000 di campioni, vengono letti con un passo di massimo 250000 campioni alla volta, con aggiornamento manuale della posizione di lettura, effettuato mediante l'utilizzo di due finestre di dialogo, poste sul pannello del programma.

III.9.1 Suddivisione dei segnali sensoriali dell’emissione acustica

Dopo avere visualizzato ogni segnale sensoriale di EA, il segnale originario da 2000000 di campionamenti, viene suddiviso in cinque parti uguali da **2000** campionamenti:

- **I° sub-file dal 190000-mo**
- **II° sub-file dal 500000-mo**
- **III° sub-file dal 900000-mo**
- **IV° sub-file dal 1300000-mo**
- **V° sub-file dal 1700000-mo**

La suddivisione è stata fatta mediante il software dedicato sviluppato in ambiente LabView.

Allora, teoricamente si può applicare direttamente l’analisi ai sub-file da 2000 campioni ciascuno estratti senza ulteriori controlli. Ciò però non è possibile, poiché non è verificato dal punto di vista pratico. Infatti, visualizzando il segnale in tali zone, esso ha una certa probabilità di presentarsi debole in ampiezza e confuso con il rumore di fondo, almeno per un certo intorno di quella zona, data la natura tempo variante del segnale.

Per tale motivo, una volta stabiliti i punti di divisione teorici, appena citati, si visualizzerà un’intorno di essi pari a ± 5000 campioni ed eventualmente si sposteranno i valori teorici verso nuove posizioni contenute nell’intorno.

L’esame dei segnali per intero ha confermato che dopo aver visualizzato completamente tutte le prove, si può fissare un parametro di scelta, sulla possibilità o meno che il segnale preso per intero, sia più o meno modulato in ampiezza.

Tale visualizzazione condotta per tutte le prove di EA, ha assorbito gran parte del tempo dedicato alla elaborazione, ed ha consentito di poter classificare ciascuna prova esclusivamente da punto di vista qualitativo, inteso nella possibilità che il segnale possa essere modulato, poco modulato oppure molto modulato. Grossolanamente, in tale contesto un segnale poco modulato, è un segnale che si presenta come in Figura 3.20.

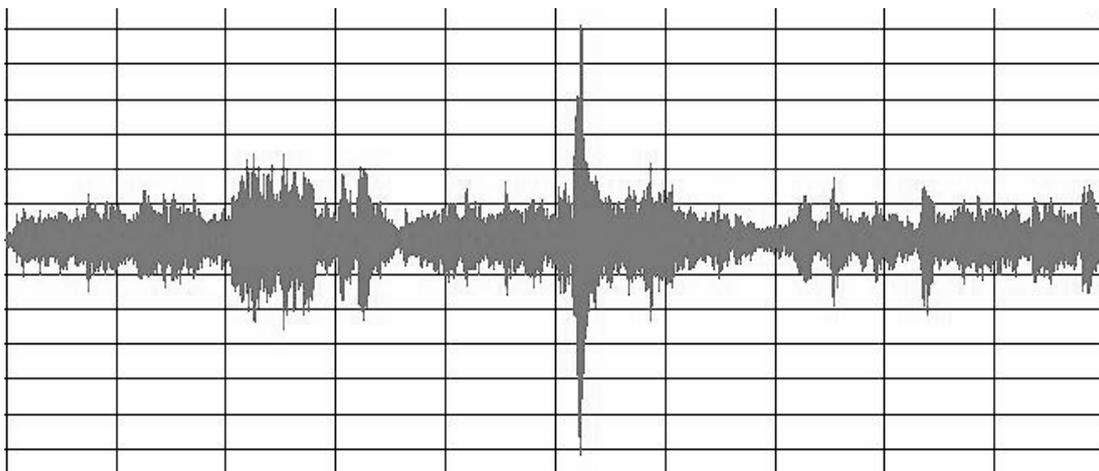


Figura 3.20: Visualizzazione del segnale sensoriale di EA poco modulato

Un segnale modulato, e al contrario nella maggior parte quasi regolare nei gruppi di picchi e si presenta come in Figura 3.21.

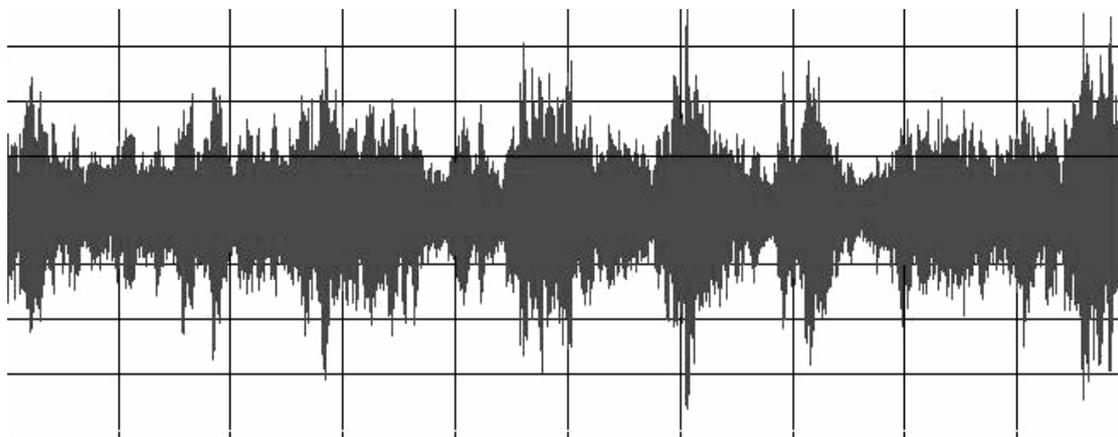


Figura 3.21: Visualizzazione del segnale sensoriale di EA modulato

Un segnale molto modulato è invece ad elevata presenza di picchi o gruppi di essi, tanto quasi da annullare la distanza tra loro, ed apparire continuo e costante nelle ampiezze, Figura 3.22.

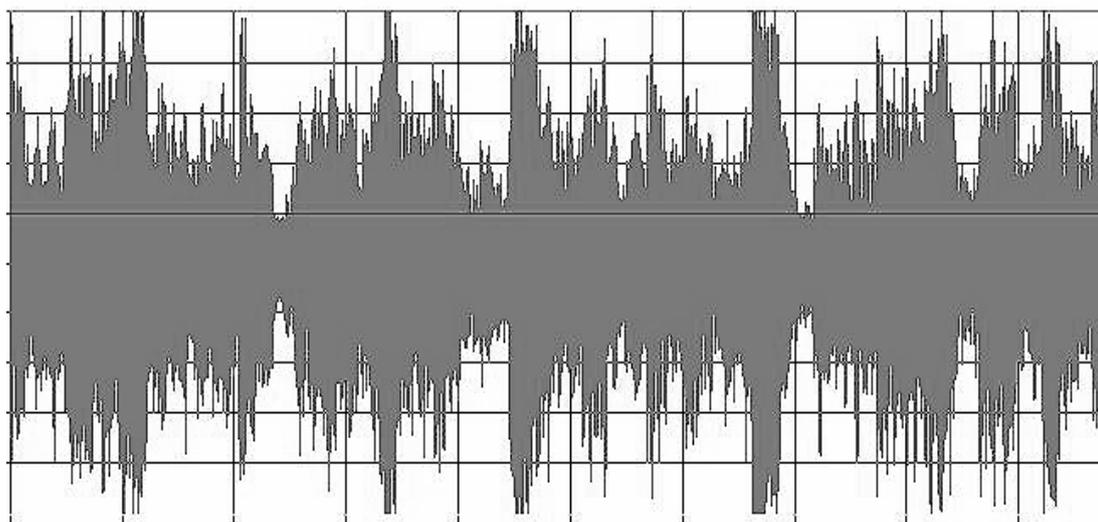


Figura 3.22: Visualizzazione del segnale sensoriale di EA molto modulato

A valle della visualizzazione per intero di ciascuna delle prove di EA, sono state realizzate una serie di tabelle classificate per materiale e tipologia di utensile, nel cui interno sono riportate tutte le correzioni, (ove ve ne fosse stata la necessità), in merito ai valori teorici di suddivisione del file in sub-file.

In tali tabelle, riportate nel paragrafo seguente, sono presenti anche le informazioni relative al file acquisito, nella fattispecie se esso è poco molto o semplicemente modulato oltre all'osservazione se esso risulta basso o alto nel punto di suddivisione rispetto ai valori tipici pari a circa 1.5 - 2.0 Volt in ampiezza.

Da notare che nella VRUD sono stati modificati i valori di VAV1, VAV2, VAV3, ben oltre i ± 5000 punti di intorno, a causa della scarsa ampiezza del segnale in tali zone.

III.9.2 Tabelle Riassuntive

In ciascuna tabella è presente una intestazione esplicativa dei simboli usati, ma che comunque si riportano degli spazi ove i valori teorici compaiono nell’intestazione a fianco di “correzioni”.

B = basso		<u>VRUD AFFILATO</u>					* molto modulato				
A = alto							* * modulato				
							* * * poco modulato				
VALORI IN MIGLIAIA DEI STEP DI SUDDIVISIONE DEI FILE DI E.A.		I	II	III	IV	V	I	II	III	IV	V
NOME PROVA	MODULAZ.	190	500	900	1300	1700	C O R R E Z I O N I				
VAV1	**	B	B	B	B	B	170	455	880	1270	1680
VAV2	**	B	B	B	B	B	155	452	877	1286	1687
VAV3	**	B	B	B	B	B	156	477	860	1253	1665
VBV1	**	B	B	B	B	B	215	455	856	1267	1656
VBV2	**	B	B	B	B	B	168	461	877	1256	1654
VBV3	**	B	B	B	B	B	177	484	864	1260	1650
VCV1	**										
VCV2	**										
VCV3	**										
VDV1	***	B	B	B	B	B	146	468	873	1291	1675
VDV2	***	B	B	B	B	B	201	509	897	1325	1697
VDV3	***	B	B	B	B	B	184	504	908	1301	1692

B = basso	<u>VRUD USURATO</u>	*	molto modulato
A =alto		* *	modulato
		* * *	poco modulato

VALORI IN MIGLIAIA DEI STEP DI SUDDIVISIONE DEI FILE DI E.A.		I	II	III	IV	V	I	II	III	IV	V
NOME PROVA	MODULAZ.	190	500	900	1300	1700	C O R R E Z I O N I				
VAW1	**	B	B	B	B	B	175	483	850	1277	1664
VAW2	**	B	B	B	B	B	146	466	866	1290	1666
VAW3	**	B	B	B	B	B	153	466	867	1256	1657
VBW1	***	B	B	B	B	B	165	463	850	1277	1663
VBW2	***	B	B	B	B	B	146	466	866	1266	1666
VBW3	***	B	B	B	B	B	153	466	866	1256	1657
VCW1	***	B	B	B	B	B	186	496	902		1701
VCW2	***	B	B	B	B	B	186	494	898	1309	1695
VCW3	***	B	B	B	B	B	188	503	896	1303	1694
VDW1	**	B	B	B	B	B	192	494	907	1295	1693
VDW2	***	B	B	B		B	185	505	899		1703
VDW3	***	B	B	B	B	B	186	492	902	1298	1695

B = basso	<u>S. M. C. AFFILATO</u>	*	molto modulato
A =alto		**	modulato
		***	poco modulato

VALORI IN MIGLIAIA DEI STEP DI SUDDIVISIONE DEI FILE DLE A		I	II	III	IV	V	I	II	III	IV	V
NOME PROVA	MODULAZ.	190	500	900	1300	1700	C O R R E Z I O N I				
SAV1	*		B	B	B			502	908	1306	
SAV2	*		B	B	B	B		501	896	1309	1699
SAV3	*										
SBV1	*										
SBV2	*		B	B	B			501	906	1302	
SBV3	*		B		B		189			1294	
SCV1	**	B		B	B	B	188		910	1294	1704
SCV2	***	B	B	B	B	B	181	498	898	1297	1701
SCV3	***		B	B		B		502	893		1699
SDV1	***	B	B	B	B	B	195	496	907	1295	1696
SDV2	***	B		B	B	B	191		908	1290	1694
SDV3	***	B	B	B	B	B	193	497	894	1296	1703

B = basso	<u>S. M. C. USURATO</u>	*	molto modulato
A =alto		* *	modulato
		* * *	poco modulato

VALORI IN MIGLIAIA DEI STEP DI SUDDIVISIONE DEI FILE DI E.A.		I	II	III	IV	V	I	II	III	IV	V
NOME PROVA	MODULAZ.	190	500	900	1300	1700	C O R R E Z I O N I				
SAW1	***	B			B	B	180			1298	1704
SAW2	***	B	B	B		B	197	496	908		1691
SAW3	***	B			B	B	194			1307	1699
SBW1	***	B		B	B	B	197		195	1290	1709
SBW2	***		B		B			507		1306	
SBW3	***	B	B	B	B	B	188	495	904	1308	1698
SCW1	***			B	B	B			902	1295	1707
SCW2	***	B	B	B	B	B	196	493	898	1308	1706
SCW3	***			B	B	B			906	1290	1706
SDW1	***	B	B	B	B	B	199	507	893	1302	1696
SDW2	***	B	B	B	B	B	185	503	910	1308	1693
SDW3	***	B	B	B	B	B	197	490	897	1303	1698

B = basso	<u>CRUD USURATO</u>	*	molto modulato
A =alto		**	modulato
		***	poco modulato

VALORI IN MIGLIAIA DEI STEP DI SUDDIVISIONE DEI FILE DI E.A.		I	II	III	IV	V	I	II	III	IV	V
NOME PROVA		190	500	900	1300	1700	C O R R E Z I O N I				
CAW1	***	B	B	B	B	B	248	567	984	1358	1751
CAW2	***	B	B	B	B	B	200	515	918	1285	1737
CAW3	***	B	B	B	B	B	227	532	923	1341	1735
CBW1	***	B		B	B	B	183		902	1307	1692
CBW2	***	B		B	B		189		902	1296	
CBW3	***	B	B	B	B	B	191	507	901	1305	1695
CCW1	***	B		B	B	B	188		895	1299	1707
CCW2	***	B	B	B	B	B	192	506	898	1301	1697
CCW3	***	B	B		B	B	195	490		1301	1698
CDW1	***	B	B	B	B		187	503	895	1308	
CDW2	***	B		B		B	199		892		1699
CDW3	***	B	B		B	B	183	507		1305	1709
CEW1	***	B	B	B	B	B	184	502	896	1305	1704
CEW2	***	B	B	B		B	194	496	903		1692
CEW3	***	B	B	B	B	B	191	502	905	1294	1695
CFW1	***	B	B	B	B	B	183	495	895	1303	1702
CFW2	***	B	B	B	B		185	495	907	1298	
CFW3	***		B	B	B	B		495	899	1301	1704

B= basso	<u>CRUD AFFILATO</u>	*	molto modulato
A=alto		* *	modulato
		* * *	poco modulato

VALORI IN MIGLIAIA DEI STEP DI SUDDIVISIONE DEI FILE DI E.A.		I	II	III	IV	V	I	II	III	IV	V
NOME PROVA	MODULAZ.	190	500	900	1300	1700	C O R R E Z I O N I				
CAV1	*	B	B	B	B	B	171	516	935	1256	1647
CAV2	*	B	B	B	B	B	151	540	848	1282	1672
CAV3	*	B	B	B	B	B	180	461	857	1265	1655
CBV1	*	B	B	B	B	B	188	498	904	1295	1696
CBV2	*	B	B	B	B	B	186	495	899	1304	1696
CBV3	*	B	B		B	B	191	497		1301	1698
CCV1	**	B	B	B	B	B	193	494	908	1302	1698
CCV2	**	B	B	B	B	B	193	501	907	1301	1697
CCV3	***	B	B	B	B	B	182	494	899	1307	1698
CDV1	***	B	B	B			186	499	905		
CDV2	***	B		B	B	B	186		899	1295	1690
CDV3	***	B	B	B	B	B	187	504	906	1294	1703
CEV1	***	B	B	B	B	B	189	505	907	1298	1701
CEV2	***	B	B	B		B	191	490	898		1696
CEV3	***	B		B	B		191		902	1293	
CFV1	***	B	B		B		195	491		1290	
CFV2	***	B	B	B		B	185	503	901		1697
CFV3	***	B	B	B	B	B	192	508	901	1301	1699

III.10 Estrazione di caratteristiche

Ottenuti i file in formato testo contenenti le porzioni di segnale delle due componenti della forza di taglio e di EA, è stata successivamente applicata una procedura avanzata per l'estrazione di caratteristiche significative utili nell'identificazione delle condizioni dell'utensile.

I metodi di stima spettrale del segnale assegnano allo spettro del segnale un determinato modello, cioè una determinata forma funzionale i cui coefficienti predittori sono incogniti. Il problema della stima spettrale si riconduce così alla determinazione dei coefficienti predittori incogniti del modello, piuttosto che la stima dello spettro stesso.

E' stata utilizzata una tecnica nota come **metodo parametrico di analisi spettrale**, che permette di estrarre un numero p di coefficienti predittori estratti direttamente, mediante una **analisi lineare predittiva (LPA)**, dal segnale in esame, detti **parametri**, che permettono di ricostruire il segnale a meno di un errore che tende a zero all'aumentare di p . In questo modo si può ricostruire un segnale utilizzando soltanto p parametri caratteristici.

L'applicazione dell'LPA si basa sulla possibilità di rappresentare il segnale sensoriale attraverso un modello tempo-discreto. I modelli più utilizzati per la stima spettrale sono razionali con parametri finiti della forma:

$$\phi(j\omega) = \frac{\sigma^2}{|1 + a_1 e^{-j\omega T} + \dots + a_p e^{-j\omega p T}|^2} \quad (1)$$

dove σ^2 è una costante, i coefficienti a_i sono p parametri non noti che saranno stimati a partire dai dati sensoriali e T è un intervallo tra due campionamenti. E' stato dimostrato che questo modello rappresenta lo spettro di un processo casuale discreto-tempo generato dal passaggio del rumore bianco con varianza σ^2 mediante un filtro lineare, come mostrato in Figura 3.23

L'equazione che descrive la relazione tra input e output di questo processo è la seguente:

$$x(n) = w(n) - \sum_{i=1}^p a_i x(n-i) \quad (2)$$

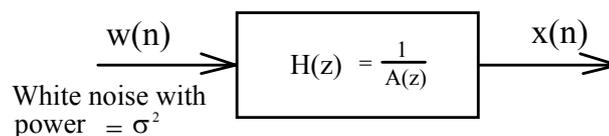


Figura 3.23: Modello a parametri finiti del segnale

Questo modello è noto anche come modello **auto-regressivo (AR)**.

I dati sono vettori di misura di lunghezza accuratamente predeterminata. Poiché il segnale di EA varia secondo le condizioni di processo (per esempio: usura dell'utensile, frattura dell'utensile) i coefficienti predittori possono essere stimati in base a brevi porzioni di segnale originario. L'idea di base all'interno del modello tempo-discreto dato dall'equazione (2) è quella che un singolo campionamento di segnale di EA può essere approssimato da una combinazione lineare di p campionamenti precedenti.

Minimizzando la somma delle differenze quadratiche (su un intervallo finito) tra i campionamenti di EA effettivi e quelli linearmente predetti (procedura dello scarto quadratico medio), può essere determinato un unico insieme di coefficienti predittori.

I coefficienti predittori sono coefficienti pesati all'interno di una combinazione lineare.

Sia:
$$e(n) = x(n) - \sum_{i=1}^p a_i x(n - i) \quad (3) \text{ la previsione dell'errore}$$

Allora l'espressione dell'errore dello scarto medio quadratico della previsione da minimizzare è la seguente:

$$e(n) = \frac{1}{N} x(n) \sum_{m=0}^{N-1+p} [x(m) - \sum_{i=1}^p a_i x(m - i)]^2 \quad (4)$$

La procedura dello scarto medio quadratico ha un insieme di equazioni lineari i cui coefficienti sono i valori della seguente funzione di autocorrelazione:

$$R(i) = \frac{1}{N} \sum_{m=0}^{N-1-i} x(m) x(m + i) \quad (5)$$

L'insieme di equazioni da risolvere può essere espresso in forma matriciale:

$$\begin{bmatrix} R(0) & R(1) & R(2) & \dots & R(p-1) \\ R(1) & R(0) & R(1) & \dots & R(p-2) \\ R(2) & R(1) & R(0) & \dots & R(p-3) \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ R(p-1) & R(p-2) & R(p-3) & \dots & R(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \\ \dots \\ a_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R(1) \\ R(2) \\ R(3) \\ \dots \\ R(p) \end{bmatrix} \quad (6)$$

Notando la tipica natura di Toeplitz della matrice, possono essere utilizzate le varie procedure ricorsive per risolvere questo sistema. Uno dei metodi di soluzione più efficiente è la procedura ricorsiva di Durbin che presenta i seguenti vantaggi: (a) è possibile verificare la stabilità del modello i cui parametri possono essere calcolati; (b) risolvendo il sistema di equazioni per p coefficienti predittori si ottengono le soluzioni per i coefficienti predittori di tutti gli ordini minori di p.

L'algoritmo può essere determinato come segue:

$$\begin{array}{ll} \text{Step}_1 & E(0) = R(0) \\ \text{Step}_2 & k_i = [R(i) - \sum_{j=1}^{i-1} a_j^{(i-1)} R(i - j)]/E(i-1) \quad 1 \leq i \leq p \\ \text{Step}_3 & -1 \leq k_i \leq 1 \quad (\text{true/false}) \quad (7) \\ \text{Step}_4 & a_i^{(i)} = k_i \\ \text{Step}_5 & a_j^{(i)} = a_j^{(i-1)} - k_i a_{i-j}^{(i-1)} \quad 1 \leq j \leq i - 1 \\ \text{Step}_6 & E(i) = (1 - k_i^2) E(i-1) \end{array}$$

Dove: $E^{(i)}$ indica dell'errore medio quadratico di predizione per il sistema di ordine p;
 $a_j^{(i)}$ è il j-mo coefficiente del modello di ordine i.

Le equazioni (7) sono risolte per $i = 1, \dots, p$ e la soluzione finale è data da:

$$a_j = a_j^{(p)} \quad 1 < j < p \quad (8)$$

La Figura 3.24 mostra il diagramma di flusso della procedura che è stata sviluppata via software. Per l'implementazione pratica del metodo, bisogna fare altre considerazioni sulla scelta del numero di parametri predittori, p , e sulla scelta della lunghezza dei vettori di misura. La scelta del valore p può essere fatta studiando la predizione dell'errore normalizzata RMS in funzione dell'ordine del modello, p , per un campionamento del segnale di EA ottenuto durante le prove di taglio (Figura 3.25).

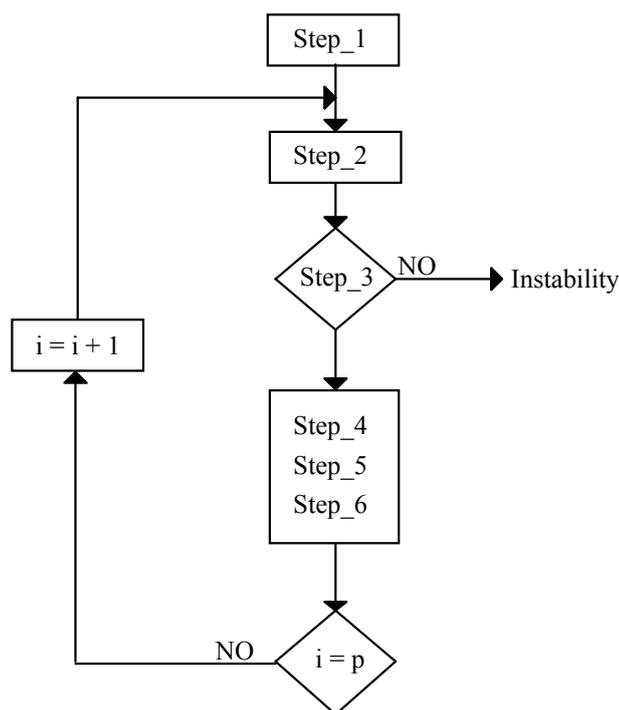


Figura 3.24: Diagramma di flusso della procedura ricorsiva di Durbin

Anche se l'errore di predizione decresce uniformemente all'aumentare di p , per p dell'ordine di 4-5, l'errore si avvicina allo zero mostrando solamente piccole diminuzioni quando p aumenta ulteriormente. Inoltre, siccome viene usata una casella per pesare il segnali di EA nel calcolo della funzione di autocorrelazione, la lunghezza dei vettori di misura deve essere sufficientemente alta così che i piccoli effetti della casella non influenzino seriamente i risultati. Lo spettro di potenza calcolato attraverso il modello di LPA accoppia lo spettro di potenza dei segnali originali, ottenuti da un'analisi FFT, con il più alto l'ordine del modello. La Figura 3.26 mostra lo spettro di un tipico segnale EA ottenuto attraverso una procedura FFT ed il LPA con ordine di modello $p = 20$.

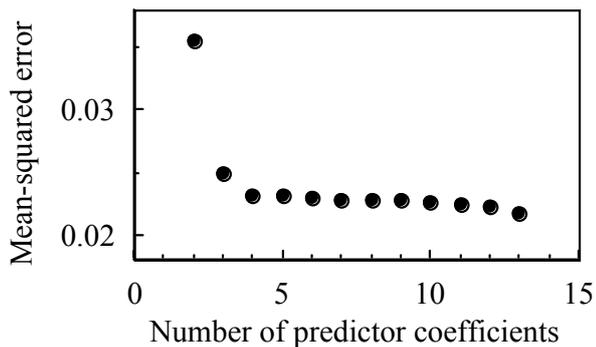
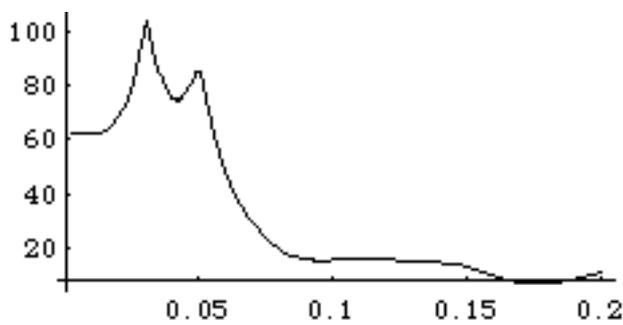
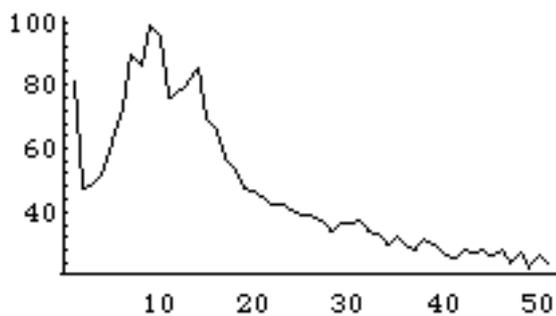


Figura 3.25: Predizione dell'errore quadratico medio in funzione del numero di coefficienti predittori, p



(a)



(b)

Figura 3.26: Spettro di un tipico segnale EA ottenuto attraverso (a) il LPA con ordine di modello $p = 20$ e (b) una procedura FFT

Sono stati scelti 3 valori di p : 4, 8, 16; e quindi per ogni porzione del segnale delle due componenti della forza di taglio e di EA sono stati determinati 4, 8, 16 parametri caratteristici del segnale.

Per estrarre i 4, 8, 16 parametri caratteristici è stato realizzato un software denominato “4par” sviluppato in ambiente Matlab 6 per la realizzazione della procedura di Analisi Lineare Predittiva (LPA), il cui codice è riportato in seguito:

CODICE del Software “4 par”

```
clear;          rimuove tutte le variabili dal workspace
format long;   imposta il formato a virgola fissa con 15 cifre
kappa=0;

risultato=fopen('risultati.txt','wt');
risultatok=fopen('coeff_verif_k.txt','wt');
elenco=fopen('nomi_file.txt','wt');

disp(' ');
disp('MODELLO 4 PARAMETRI');
disp(' ');
numfile=input('Quante porzioni di segnale vuoi elaborare? ');
p=input('Quanti parametri vuoi estrarre? ');
disp(' ');

for q=1:numfile %for 0
    nome=input('Inserire il nome del file da elaborare (tra
apici singoli: 'nomefile.txt'): ');
    nomefile=fopen(nome,'r'); Apertura del file da elaborare
    x=fscanf(nomefile,'%g%g',[1 inf]); Caricamento degli
elementi del file
                                nel vettore k
    fclose(nomefile);
    N=length(x); numero di elementi nel file;
    for i=0:p step0
        R(i+1)=0; step0
        for m=1:(N-i) step0
            R(i+1)=(x(m)*x(m+i))+R(i+1); step0
```

Letture dei file
“risultati.txt”,
“coeff_verif_k.txt” e
“nomifile.txt” dove
verranno salvati i
risultati

```

    end step0
end step0
k(1)=R(2)/R(1);
a(1,1)=k(1);
Err(1)=(1-k(1)^2)*R(1);
for i=2:p %for 1
    sommatoria=0;
    for j=1:(i-1) %for 2
        sommatoria= a(i-1,j)*R(i-j+1)+sommatoria;
    end %for2
    k(i)=(R(i+1)-sommatoria)/Err(i-1); step2
    a(i,i)=k(i); step4
    Err(i)=(1-k(i)^2)*Err(i-1); step6
    for j=1:(i-1) %for 3
        a(i,j)=a(i-1,j)-(k(i)*a(i-1,i-j)); step5
    end %for 3
end %for 1
fprintf(risultato,'%10.7g\t',a(p,1:p));
fprintf(risultato,'\n');
fprintf(risultatok,'%10.7g\t',k);
fprintf(risultatok,'\n');
fprintf(elenco,nome);
fprintf(elenco,' ');
if (q==1) %if 1
    kappa=[k];
else kappa=[kappa;k];
end %if 1
end %for 0
disp(' ');
if (max(max(kappa))<=1) & (min(min(kappa))>=-1) %if 2
    disp('Tutti i coefficienti di verifica sono compresi tra -1
e +1')
else disp('Errore, uno o più coefficienti non rientrano
nell''intervallo -1 +1')
    kappa
end %if 2
fclose(risultato);
fclose(risultatok);

```

Salvataggio delle elaborazioni nei rispettivi file

Controllo che l'elaborazione sia avvenuta correttamente

Chiusura del file e fine del programma

```
fclose (elenco) ;  
disp(' ');  
disp(' ');  
disp('ESECUZIONE TERMINATA. I risultati sono stati salvati nella directory di lavoro');
```

Ottenuti i parametri caratteristici, sono stati costruiti dei tabelloni in Excel, uno per ogni tipologia di materiale (VRUD, CRUD, SMC) contenente i parametri caratteristici estratti sia per le due componenti della forza di taglio e dell'emissione acustica, le cui colonne sono ordinate nel seguente modo:

- **Nome della porzione di segnale in esame**
- **Velocità di taglio**
- **Profondità di passata**
- **Spessore di materiale da asportare**
- **Parametri caratteristici A_i del segnale in esame**
(con i che va da 1 a 16 in dipendenza dal numero dei parametri estratti)
- **Condizione dell'utensile**
(0 = Affilato, 1 = Usurato)

III.11 Presa di decisioni

Le procedure di presa di decisioni in automatico sulle condizioni dell'utensile da taglio sono state basate su reti neurali artificiali supervisionate e non supervisionate (SOM) ampiamente descritte nel Capitolo II.

L'analisi dei dati sensoriali mediante reti neurali supervisionate è stata utilizzata ai fini della realizzazione di una procedura di pattern recognition utilizzando i vettori di caratteristiche a p parametri $\{a_1, \dots, a_p\}$ ottenuti mediante l'analisi lineare predittiva del segnale sensoriale.

In definitiva, ad ogni vettore di caratteristiche $\{a_1, \dots, a_p\}$ in ingresso alla rete è stata associata una condizione dell'utensile in uscita alla rete.

III.11.1 Preparazione dei file di addestramento per reti neurali

Nel caso delle reti neurali supervisionate i vettori di ingresso per l'addestramento della rete sono costituiti dai 4, 8 oppure 16 parametri caratteristici estratti precedentemente dalle porzioni di segnale delle due componenti della forza di taglio, ai quali sarà associata una condizione dell'utensile (affilato o usurato) in uscita alla rete.

L'addestramento di una rete neurale è caratterizzato da due fasi:

- **fase di apprendimento (learning)**
- **fase di verifica (testing)**

Per ottenere i file di addestramento è stato utilizzato il metodo del '**leave-k-out**'. Se l'insieme dei casi disponibili è pari ad n , tale procedura consiste nell'adottare $n-k$ (con $k < n$) coppie per l'addestramento e le restanti k utilizzarle in fase di interrogazione. Tale procedura viene ripetuta per tutte le k -uple estraibili dall'insieme di partenza.

Nel nostro caso abbiamo scelto $k = 1$ ed è stato utilizzato un programma eseguibile in ambiente Matlab.

Sono state costruite reti neurali a tre livelli (ingresso, nascosto, uscita) con le seguenti configurazioni:

- il livello di ingresso ha un numero di nodi pari a 4, 8, oppure 16 secondo il numero dei parametri caratteristici considerato
- il numero dei nodi a livello nascosto è pari a 4, 8, 16, 32 oppure 64 in dipendenza dal numero dei nodi di ingresso
- il livello di uscita ha un solo nodo costituito dal valore codificato associato all'usura dell'utensile

Nella tabella sottostante sono riportate tutte le combinazioni delle configurazioni di reti neurali addestrate mediante il Toolbox Neural Network di Matlab:

4 parametri	8 parametri	16 parametri
4 – 4 – 1	8 – 8 - 1	16 – 16 - 1
4 – 8 – 1	8 – 16 - 1	16 – 32 - 1
4 – 16 – 1	8 – 32 - 1	16 – 64 - 1

Addestramento per le due componenti della forza di taglio

L'insieme di addestramento è costituito da un numero di 66 casi per VRUD (30 casi per l'affilato e 36 per l'usurato) e di 60 per CRUD (30 casi per l'affilato e 30 per l'usurato) ed è schematicamente riassunto nella seguente tabella:

Materiale	Stato dell'utensile	Valore di Codifica	Simbolo grafico	N.ro di casi
VRUD	Affilato	0	●/○	36
	Usurato	1	■/□	36
CRUD	Affilato	0	●/○	30
	Usurato	1	■/□	30
SMC	Affilato	0	●/○	36
	Usurato	1	■/□	36

Addestramento per l'emissione acustica

L'insieme di addestramento è costituito da un numero di 120 casi (60 casi per l'affilato e 60 per l'usurato) per le tre tipologie di materiale VRUD, CRUD, SMC ed è schematicamente riassunto nella seguente tabella:

Materiale	Stato dell'utensile	Valore di Codifica	Simbolo grafico	N.ro di casi
VRUD	Affilato	0	●/○	60
	Usurato	1	■/□	60
CRUD	Affilato	0	●/○	60
	Usurato	1	■/□	60
SMC	Affilato	0	●/○	60
	Usurato	1	■/□	60

Ottenuti i risultati delle reti neurali sono stati costruiti due tipologie di grafici per ognuna delle due componenti della forza e per l'EA, per ognuna delle tre tipologie di materiale utilizzato:

- grafico della distribuzione dei risultati
- grafico dell'errore

In tali grafici la risposta delle reti neurali è stata visualizzata mediante un simbolo:

- il cerchio nero per l'utensile affilato (risposta corretta)
- il cerchio bianco per l'utensile affilato (risposta errata)
- il quadrato nero per l'utensile usurato (risposta corretta)
- il quadrato bianco per l'utensile usurato (risposta errata)

Nelle pagine che seguono riportiamo i grafici della distribuzione dei risultati e dell'errore per ognuna delle tre tipologie di materiale, sia per le due componenti della forza sia per l'emissione acustica

**Diagrammi dell'errore e
della distribuzione dei risultati
per le due componenti della forza F_y , F_z
per le tre tipologie di materiale VRUD,
CRUD, SMC
per ognuna delle configurazioni delle reti
neurali supervisionate utilizzate**

Materiale VRUD (4 parametri) Diagramma Errore

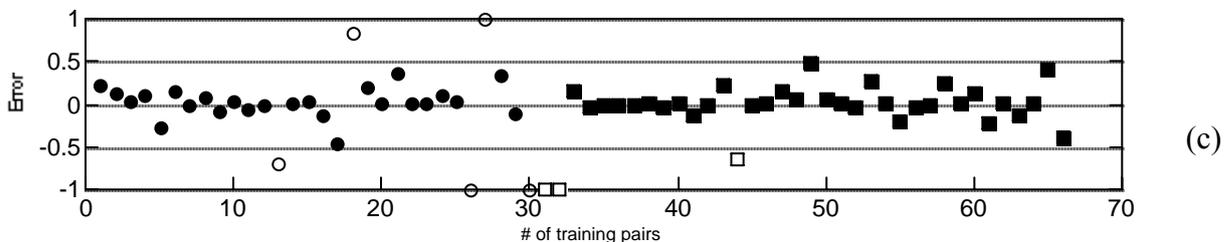
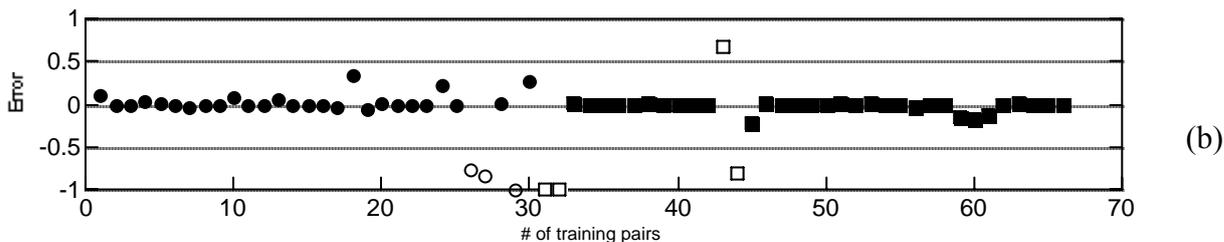
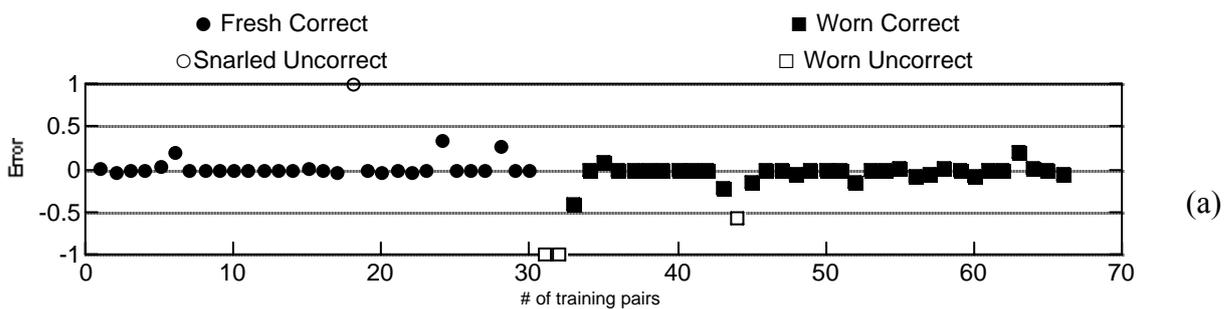


Diagramma errore (a): Fy 4-4-1; (b): Fy 4-8-1; (c): Fy 4-16-1

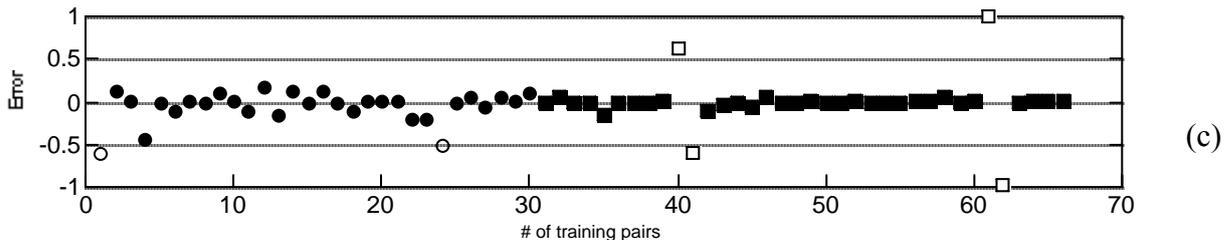
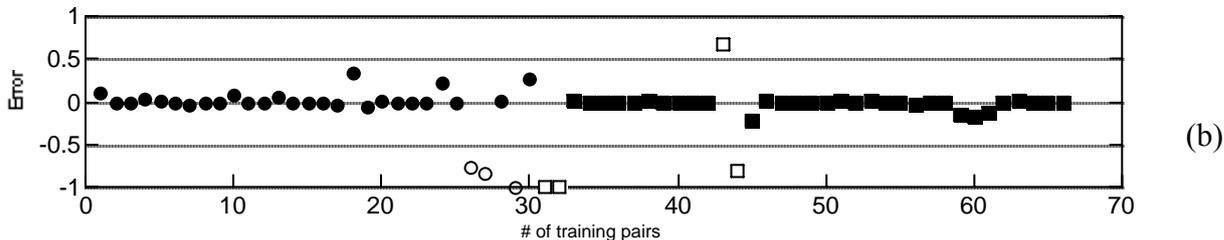
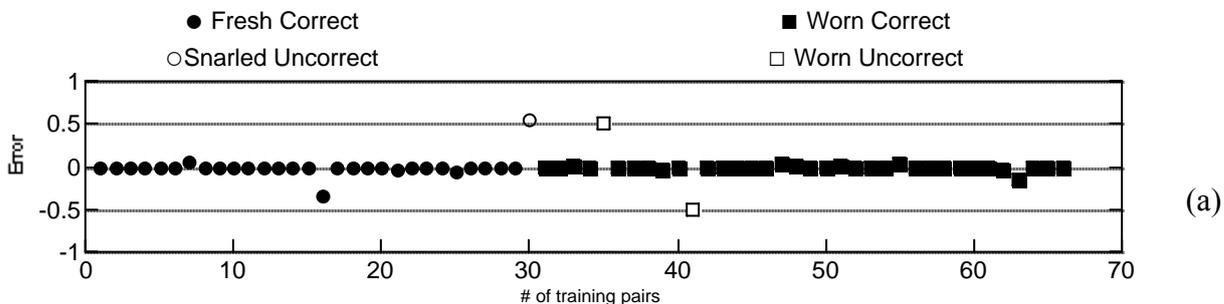


Diagramma errore (a): Fz 4-4-1; (b): Fz 4-8-1; (c): Fz 4-16-1

Materiale VRUD (8 parametri) Diagramma Errore

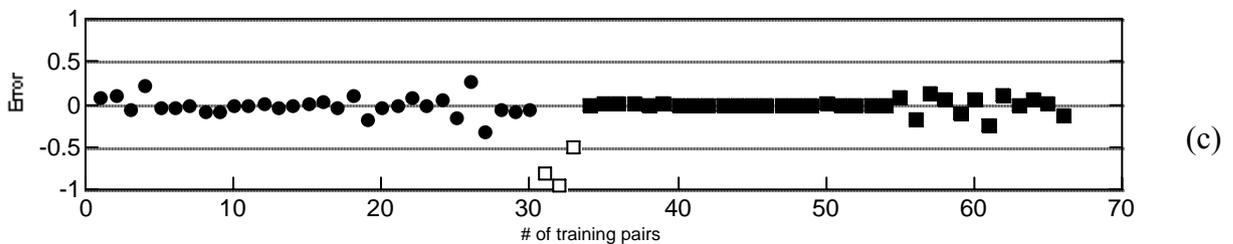
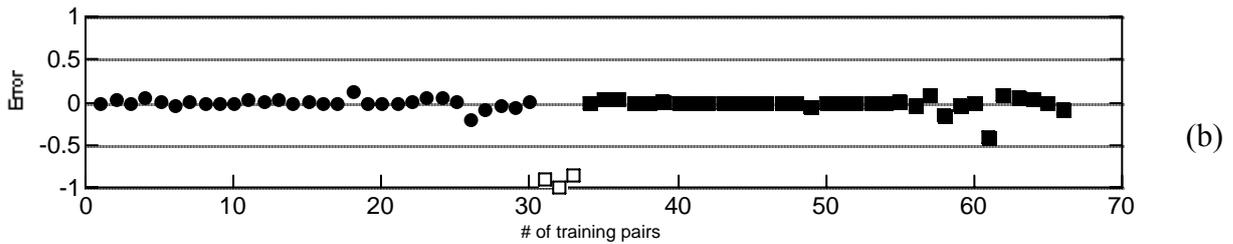
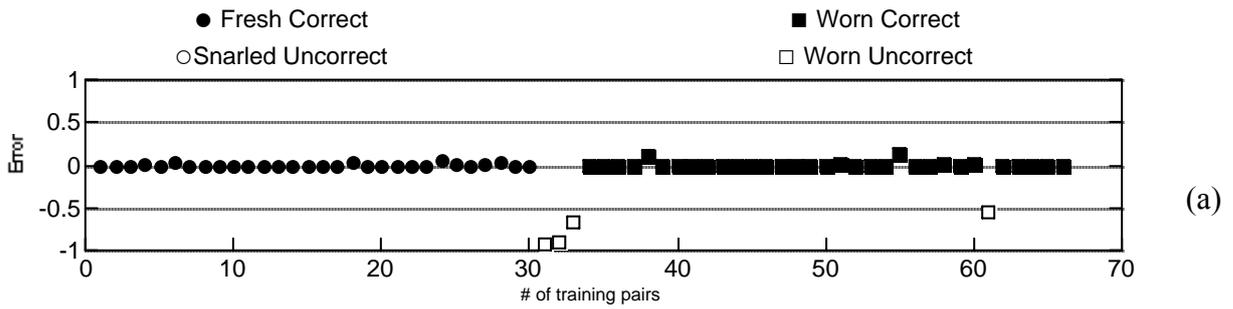


Diagramma errore (a): Fy 8-8-1; (b): Fy 8-16-1; (c): Fy 8-32-1

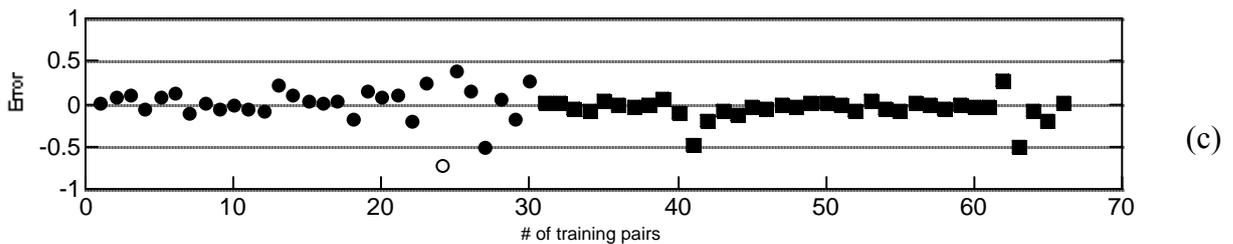
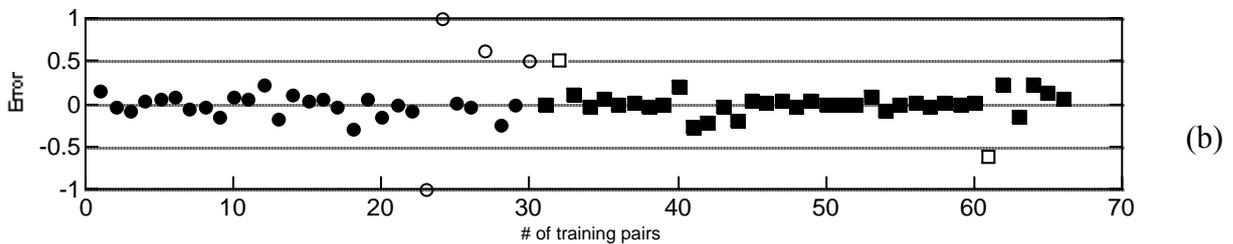
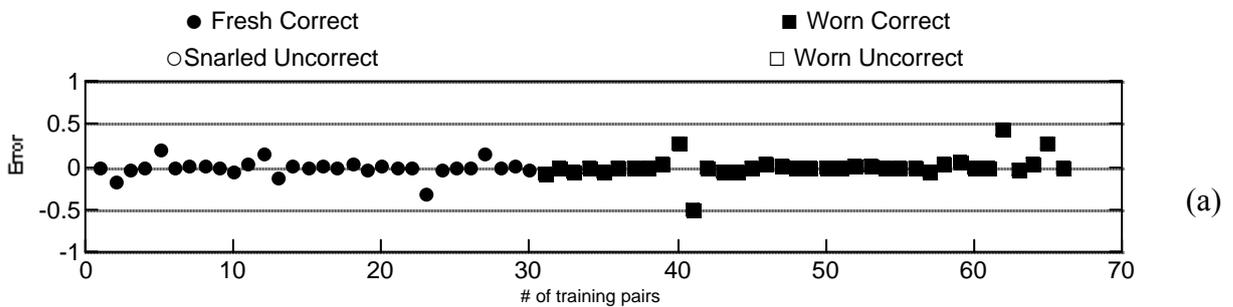


Diagramma errore (a): Fz 8-8-1; (b): Fz 8-16-1; (c): Fz 8-32-1

Materiale VRUD (16 parametri) Diagramma Errore

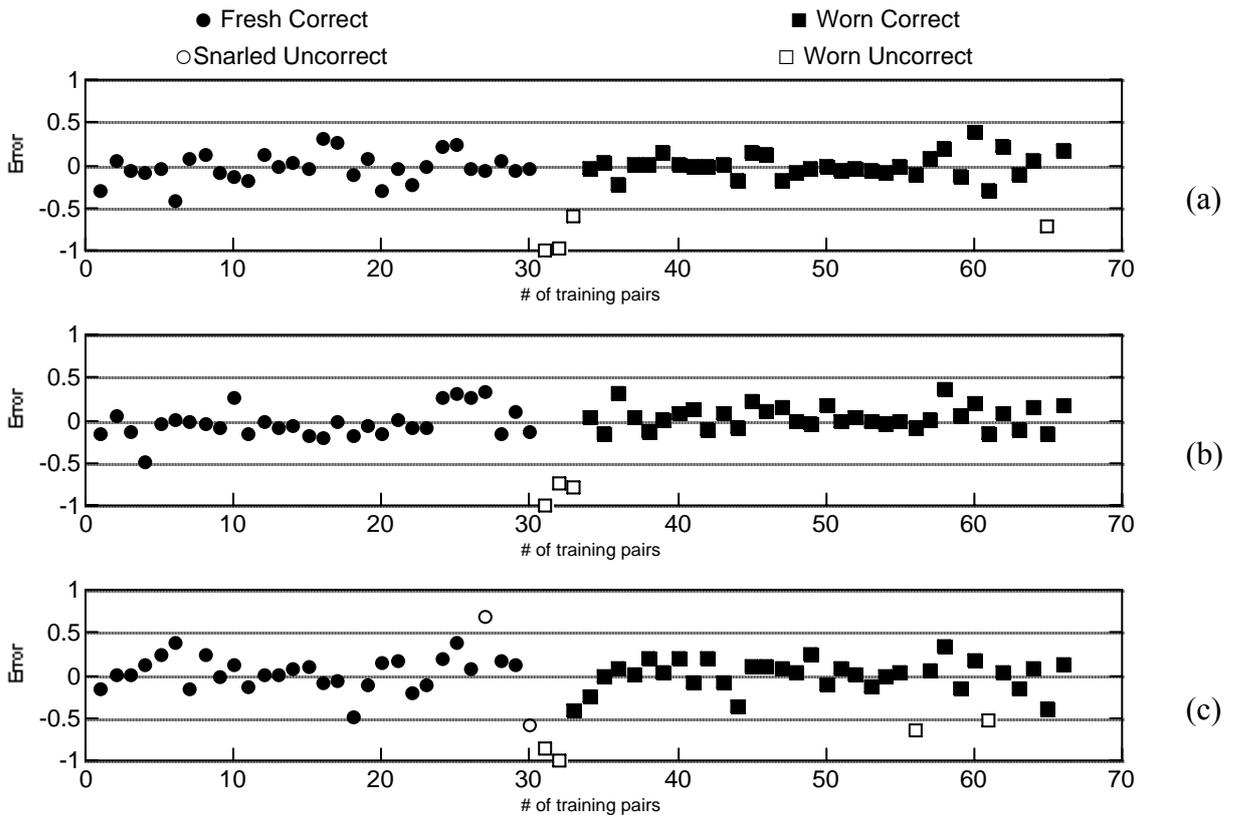


Diagramma errore (a): Fy 16-16-1; (b): Fy 16-32-1; (c): Fy 16-64-1

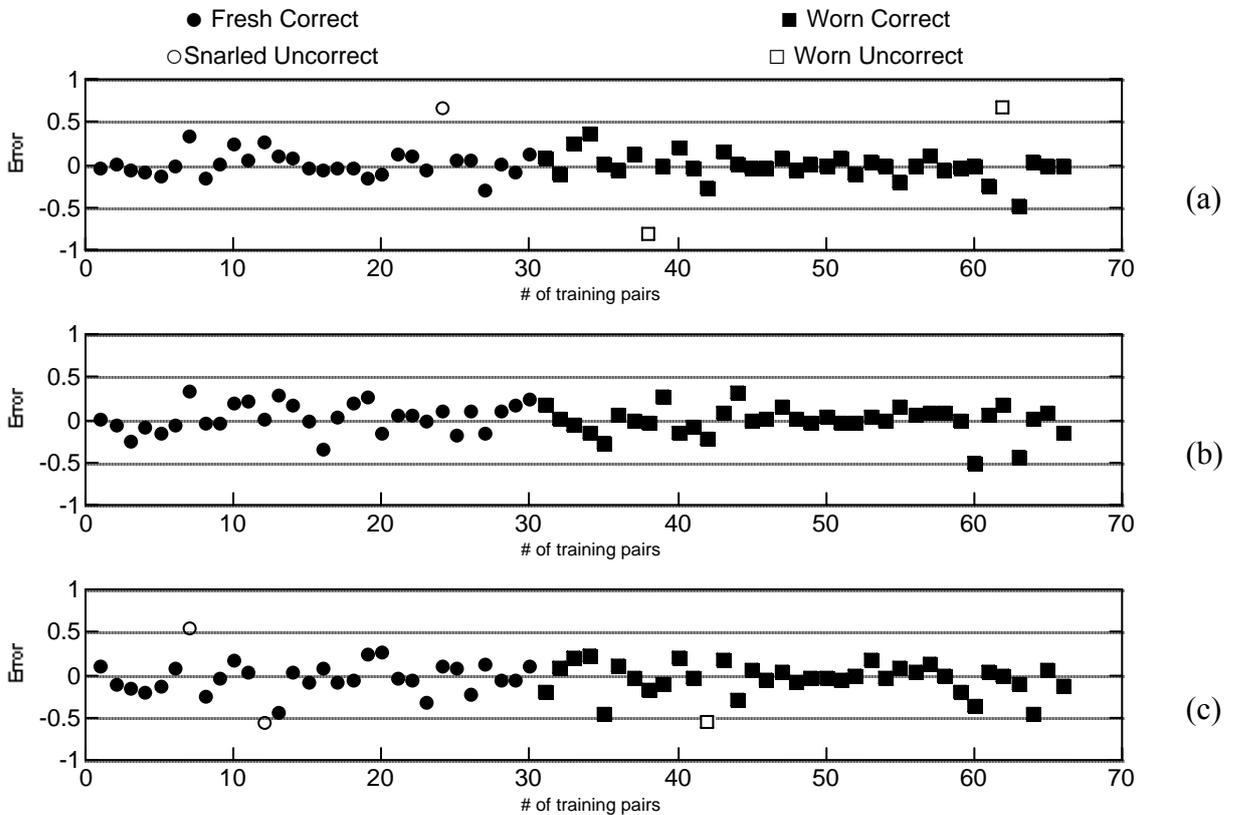
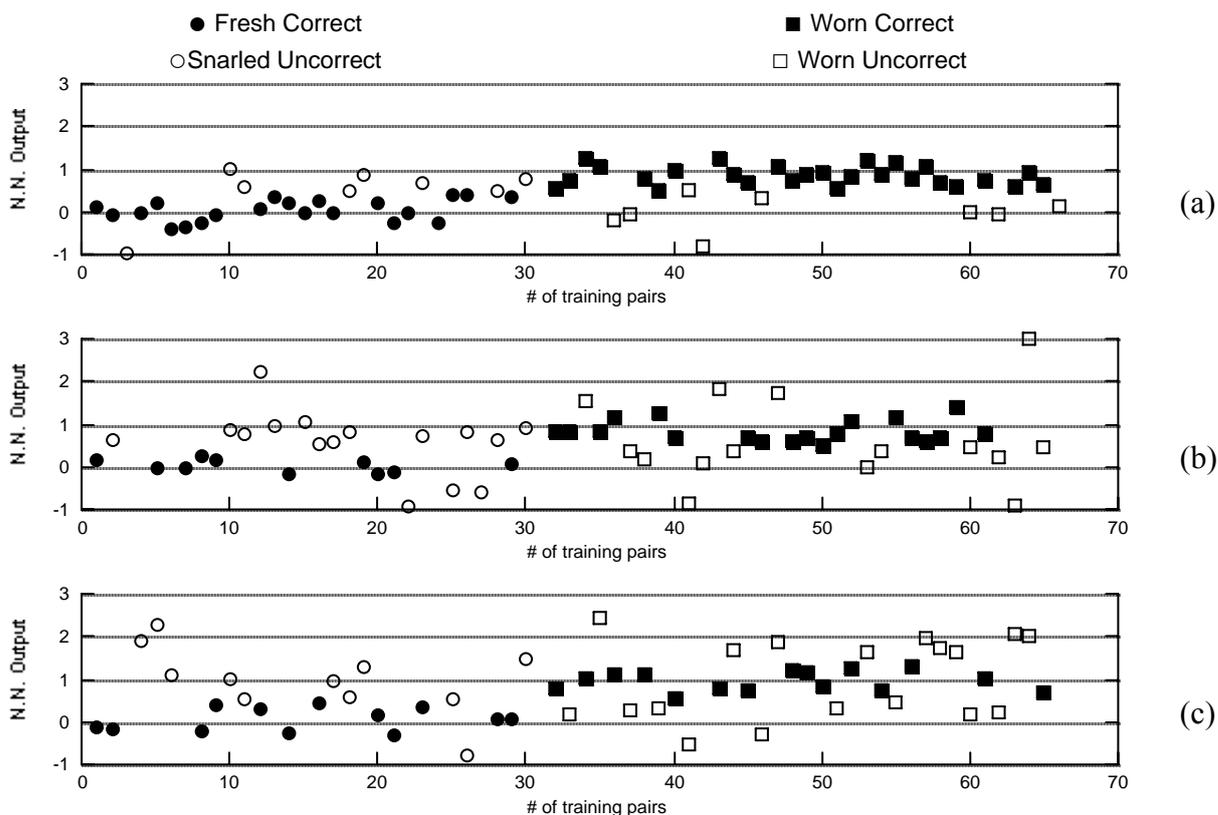
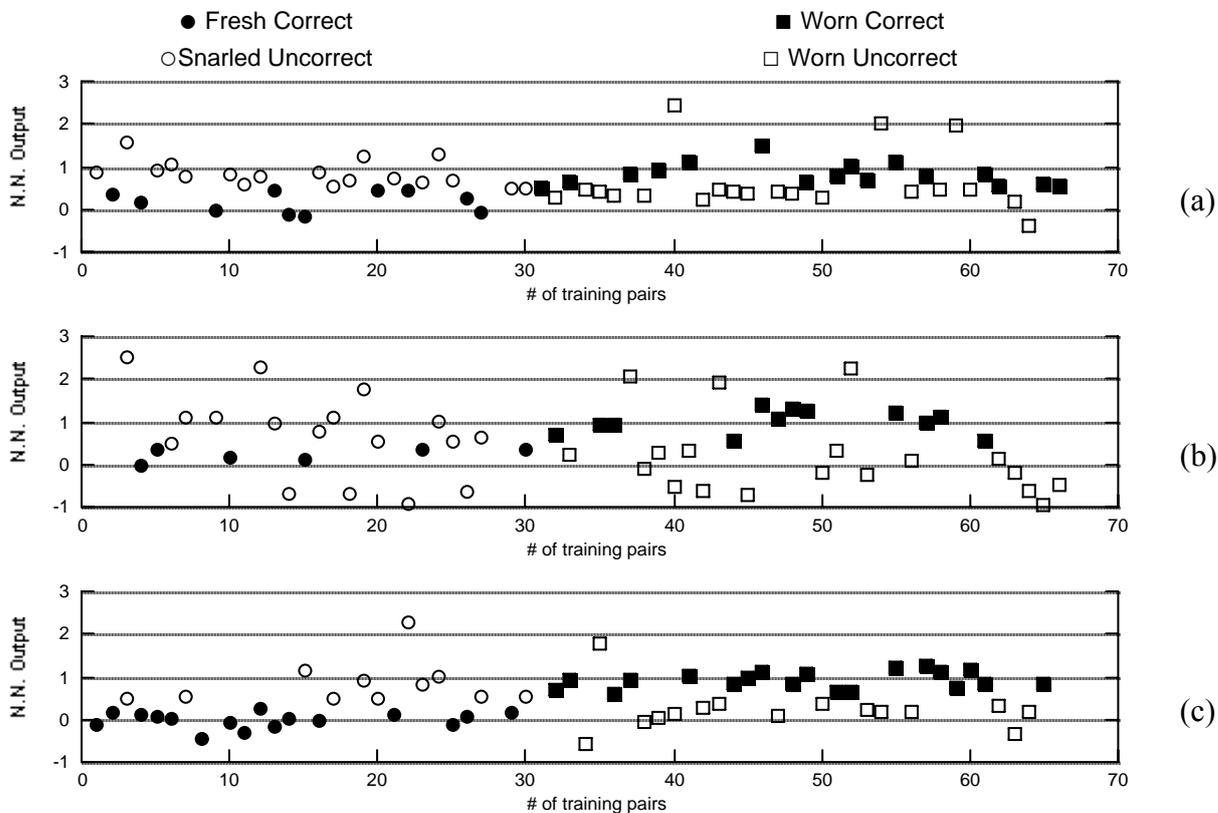


Diagramma errore (a): Fz 16-16-1; (b): Fz 16-32-1; (c): Fz 16-64-1

Materiale VRUD (4 parametri) Distribuzione Risultati

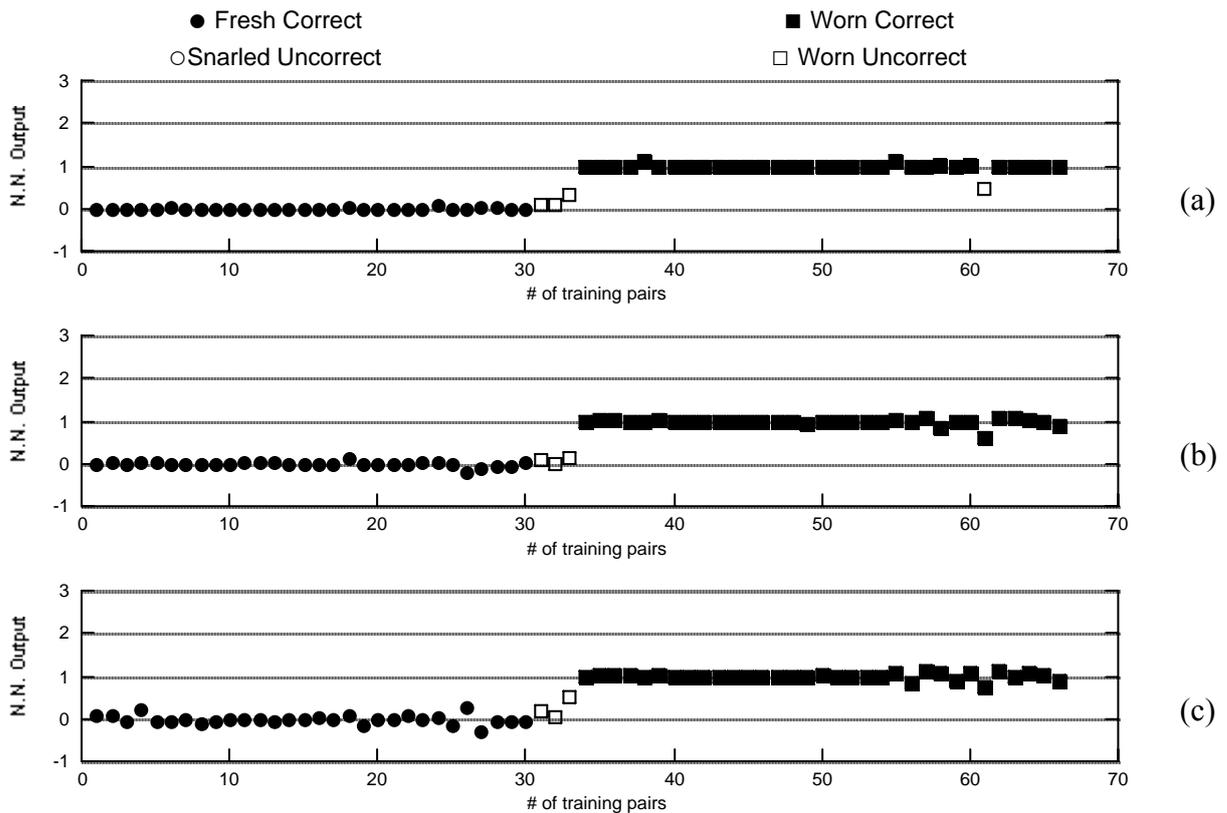


Distribuzione risultati (a): Fy 4-4-1; (b): Fy 4-8-1; (c): Fy 4-16-1

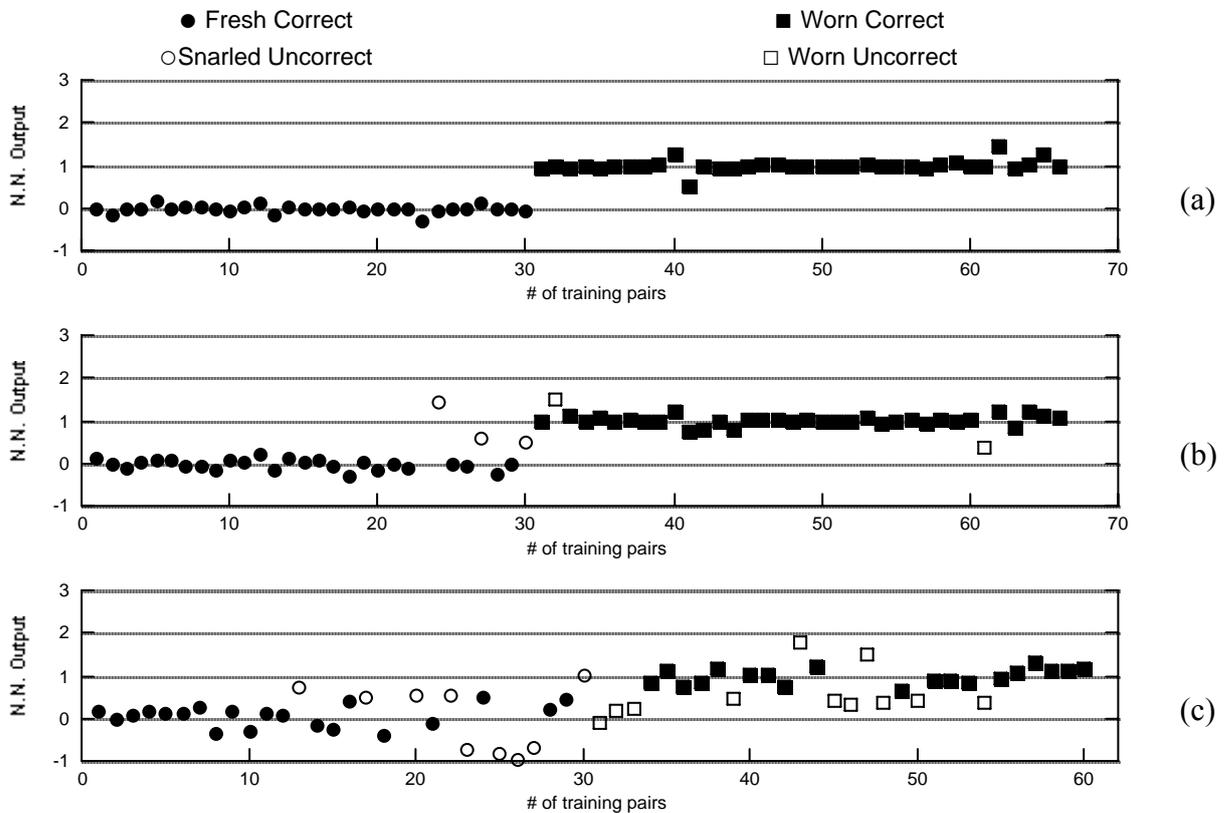


Distribuzione risultati (a): Fz 4-4-1; (b): Fz 4-8-1; (c): Fz 4-16-1

Materiale VRUD (8 parametri) Distribuzione Risultati

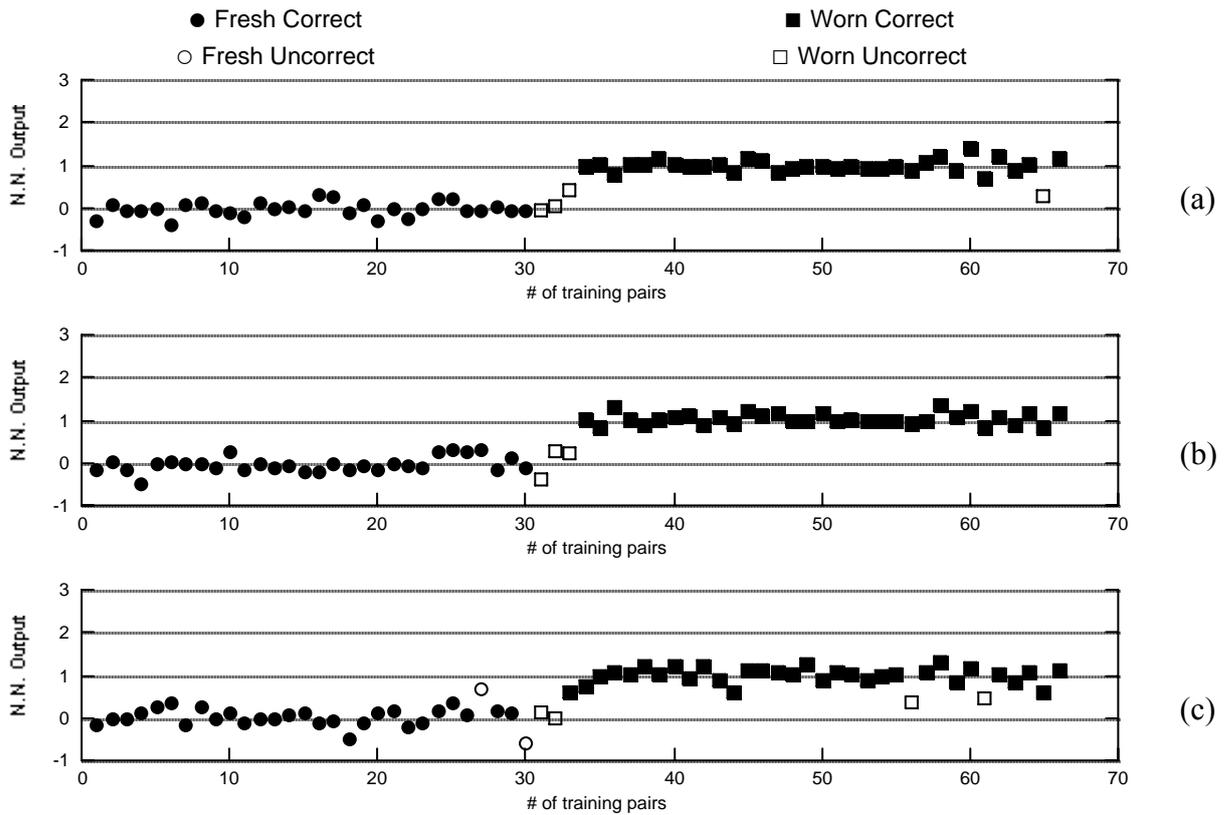


Distribuzione risultati (a): Fy 8-8-1; (b): Fy 8-16-1; (c): Fy 8-32-1

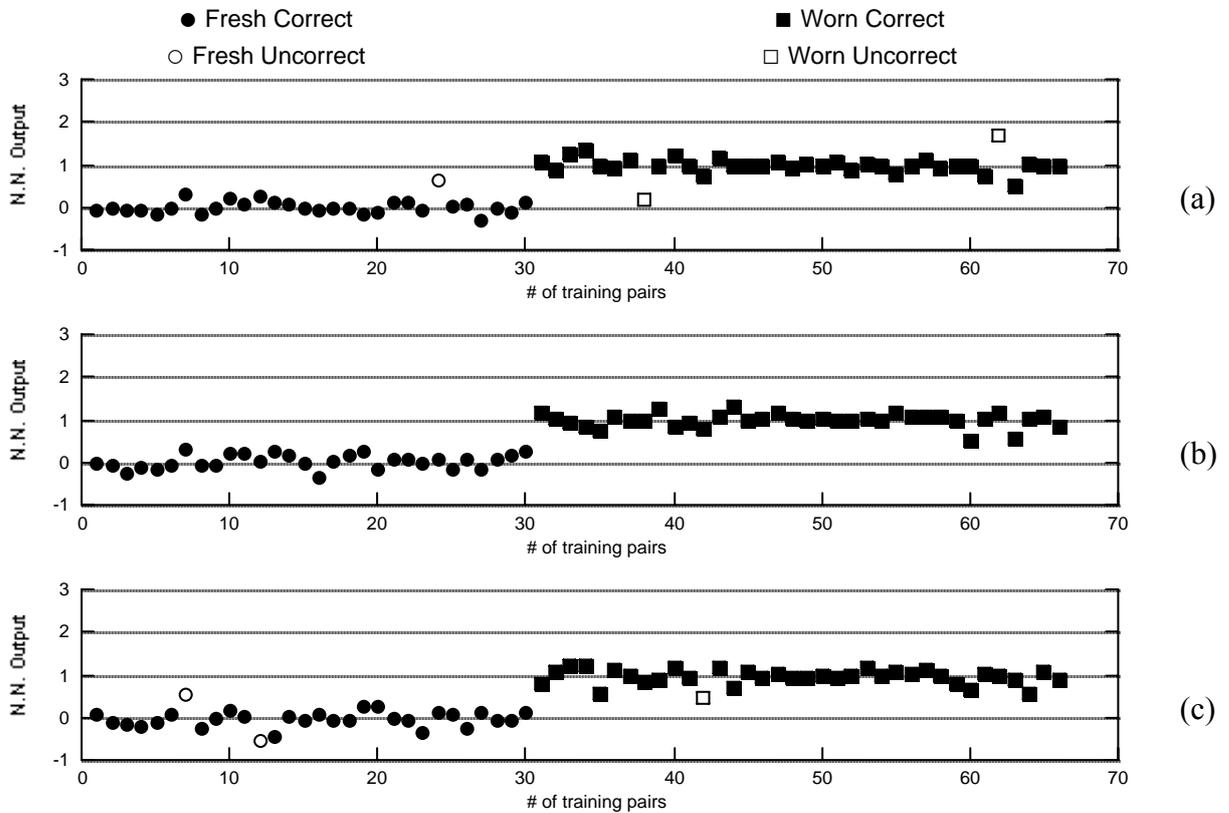


Distribuzione risultati (a): Fz 8-8-1; (b): Fz 8-16-1; (c): Fz 8-32-1

Materiale VRUD (16 parametri) Distribuzione Risultati

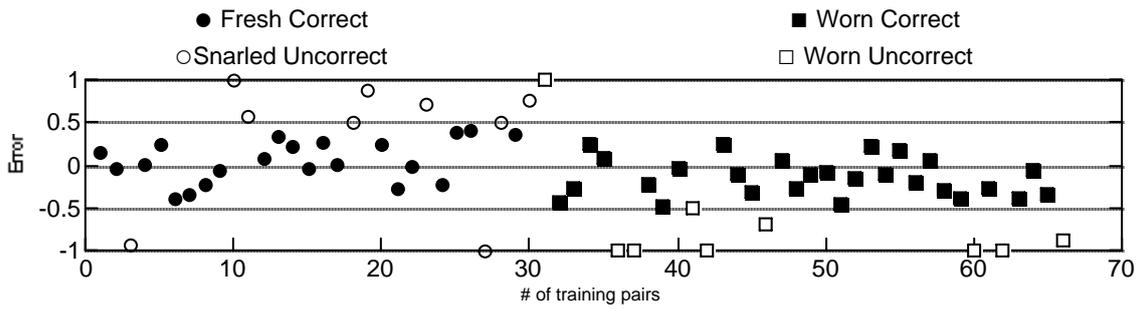


Distribuzione risultati (a): Fy 16-16-1; (b): Fy 16-32-1; (c): Fy 16-64-1

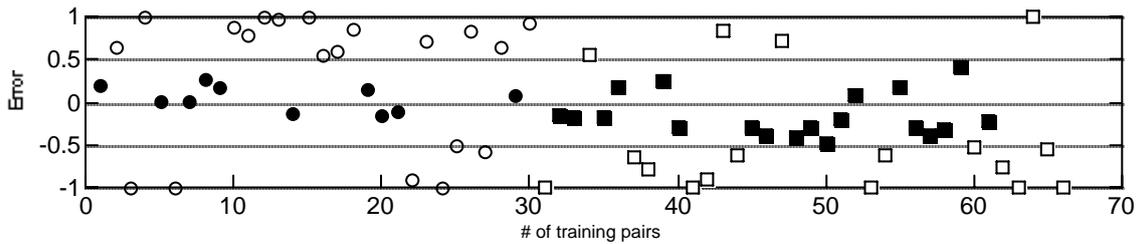


Distribuzione risultati (a): Fz 16-16-1; (b): Fz 16-32-1; (c): Fz 16-64-1

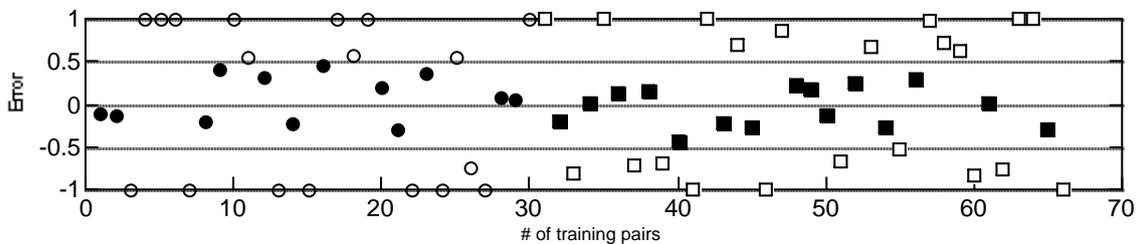
Materiale CRUD (4 parametri) Diagramma Errore



(a)

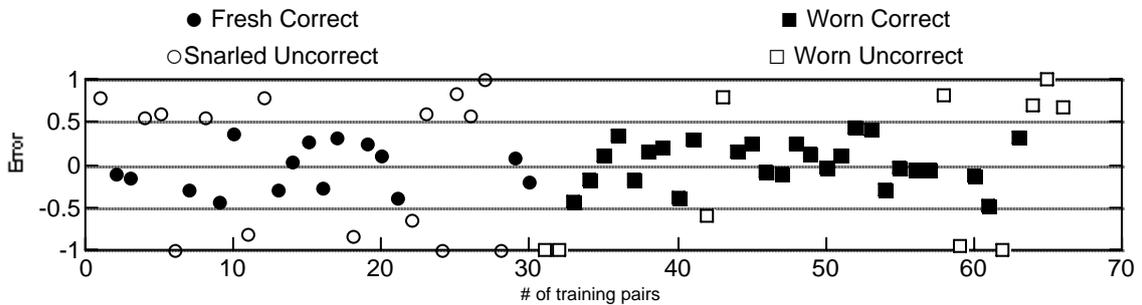


(b)

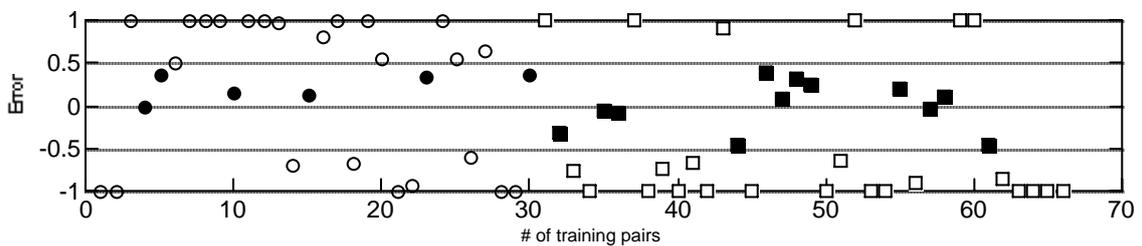


(c)

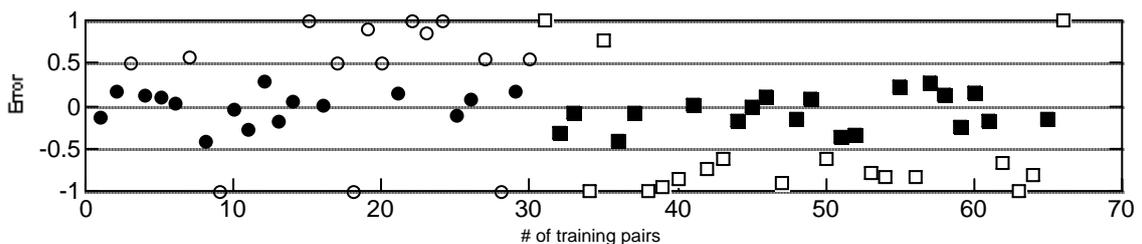
Diagramma errore (a): Fy 4-4-1; (b): Fy 4-8-1; (c): Fy 4-16-1



(a)



(b)



(c)

Diagramma errore (a): Fz 4-4-1; (b): Fz 4-8-1; (c): Fz 4-16-1

Materiale CRUD (8 parametri) Diagramma Errore

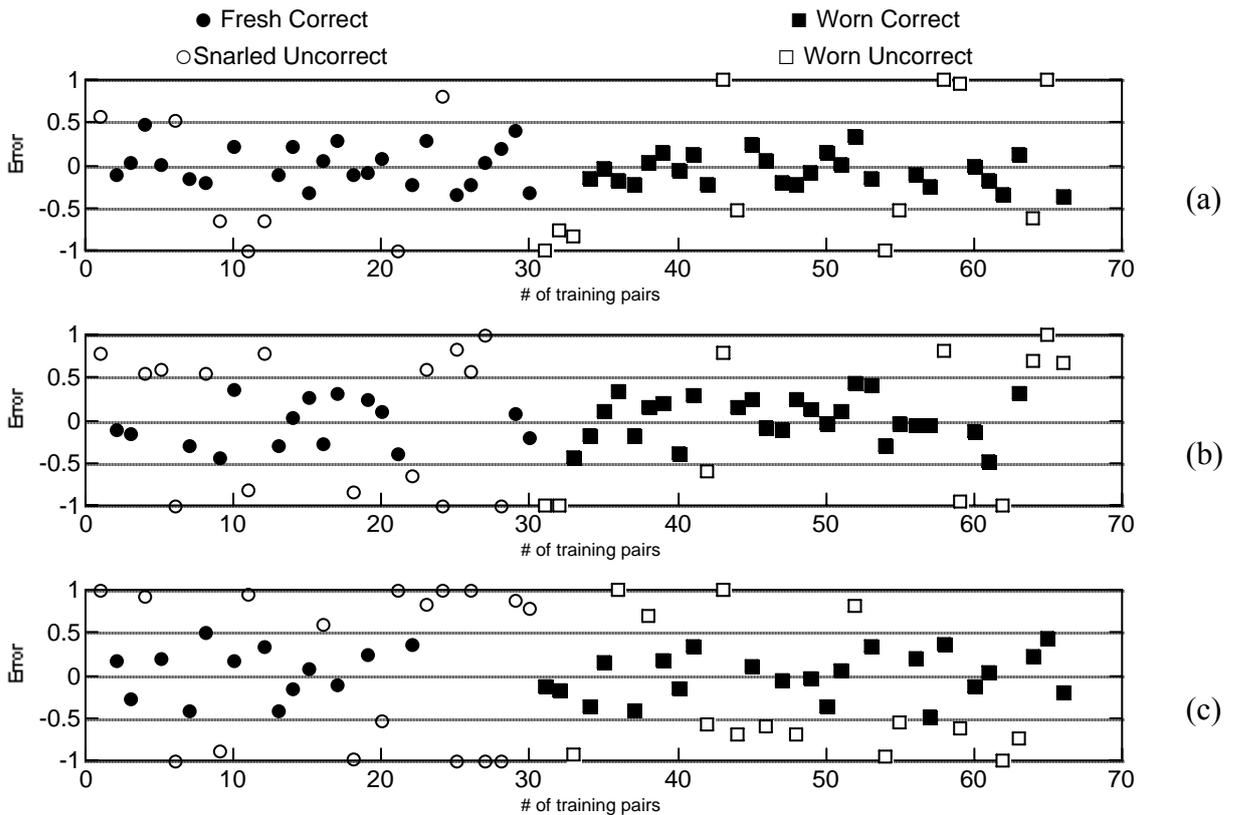


Diagramma errore (a): Fy 8-8-1; (b): Fy 8-16-1; (c): Fy 8-32-1

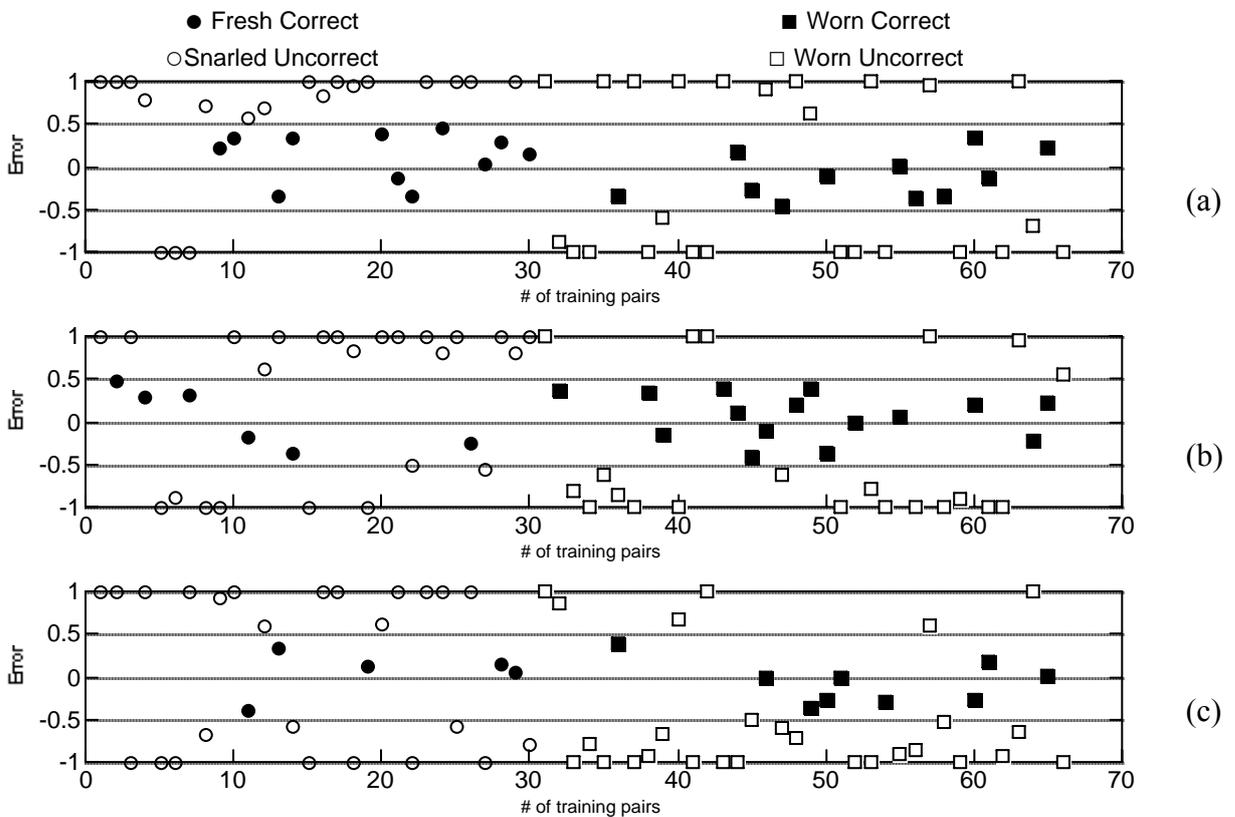


Diagramma errore (a): Fz 8-8-1; (b): Fz 8-16-1; (c): Fz 8-32-1

Materiale CRUD (16 parametri) Diagramma Errore

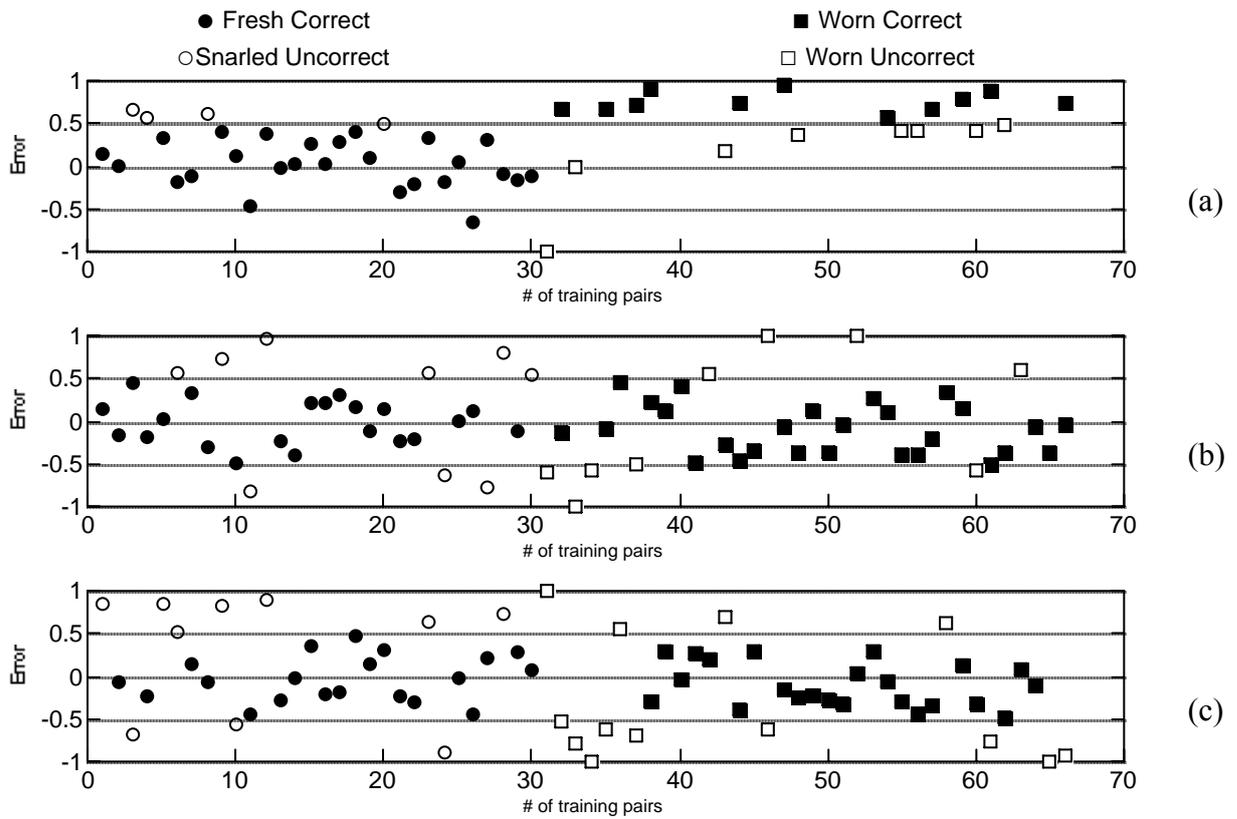


Diagramma errore (a): Fy 16-16-1; (b): Fy 16-32-1; (c): Fy 16-64-1

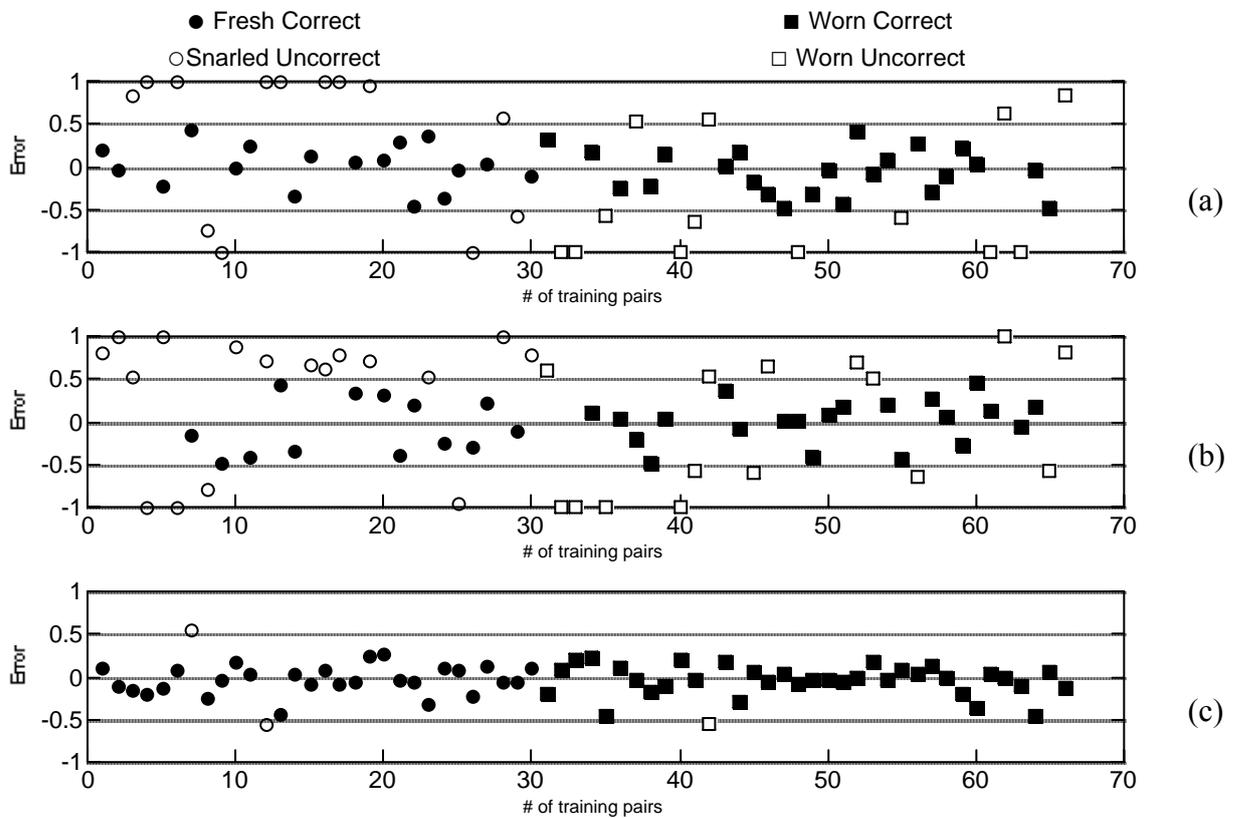
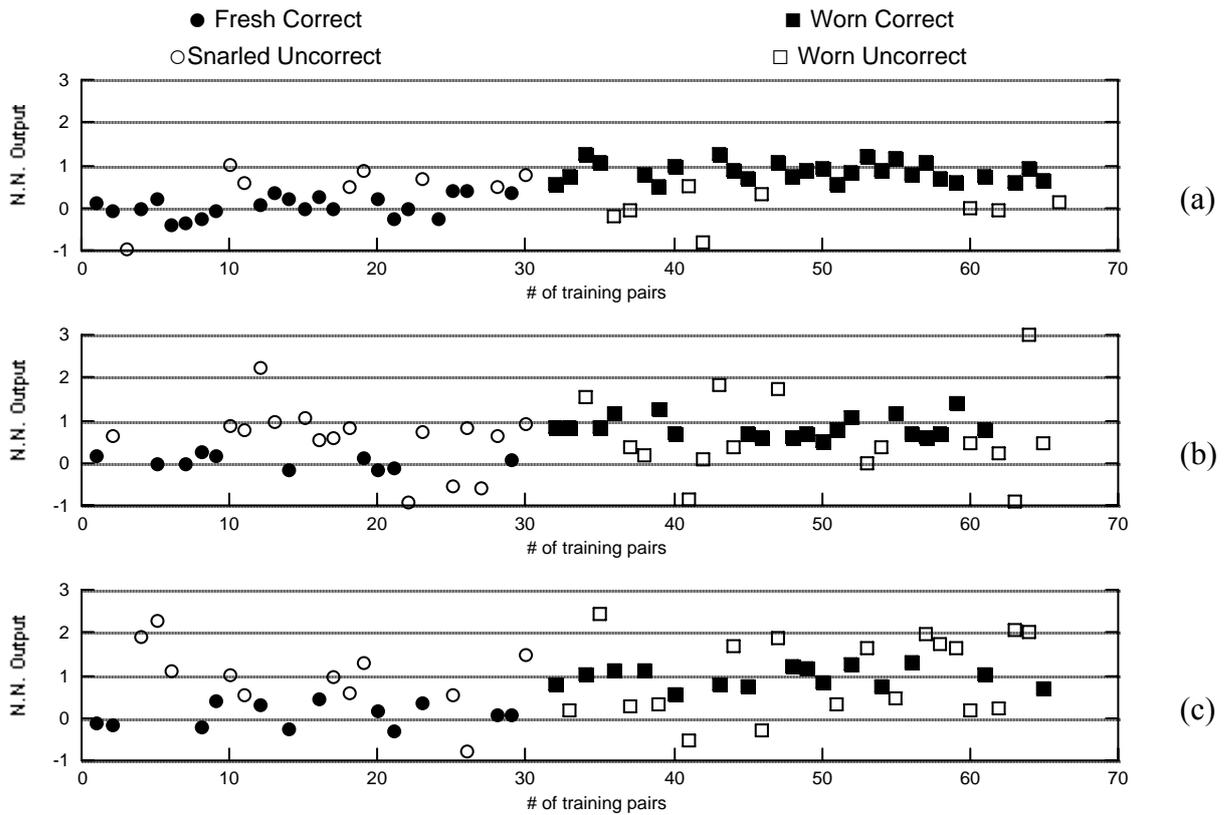
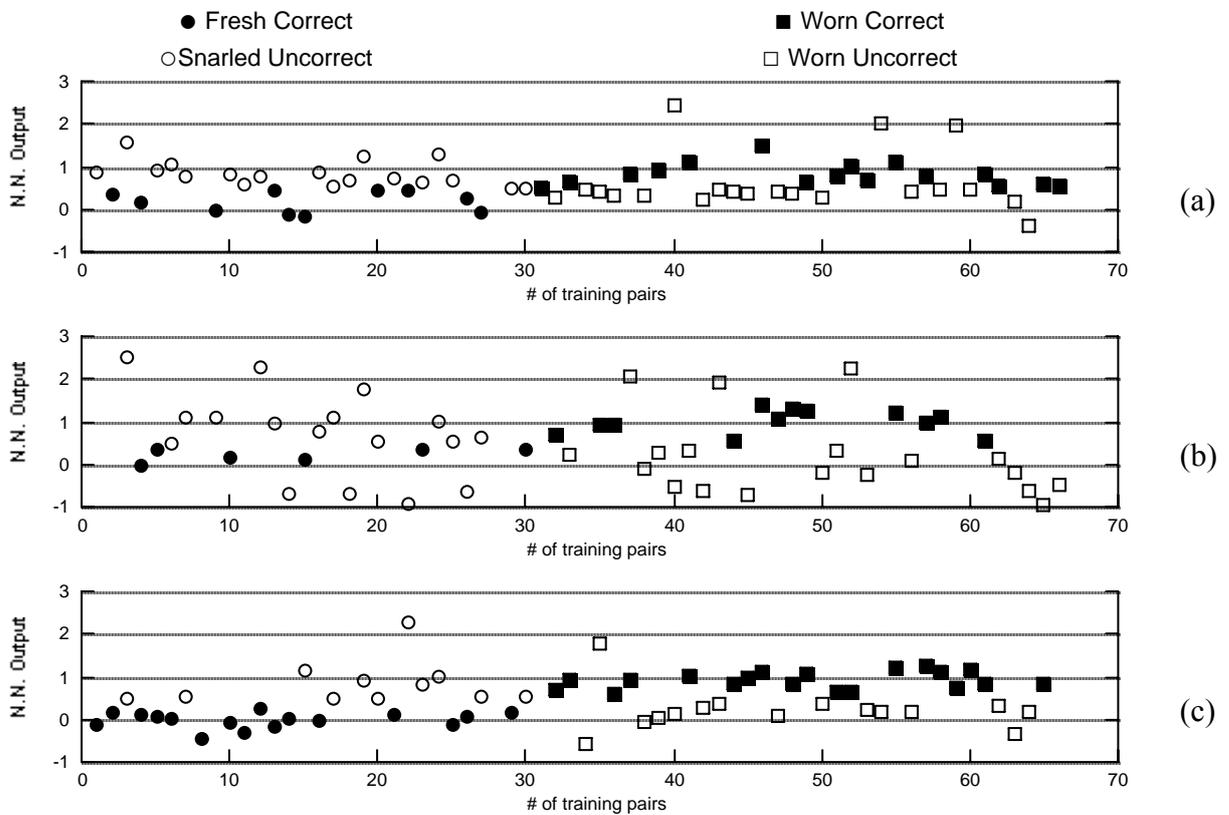


Diagramma errore (a): Fz 16-16-1; (b): Fz 16-32-1; (c): Fz 16-64-1

Materiale CRUD (4 parametri) Distribuzione Risultati

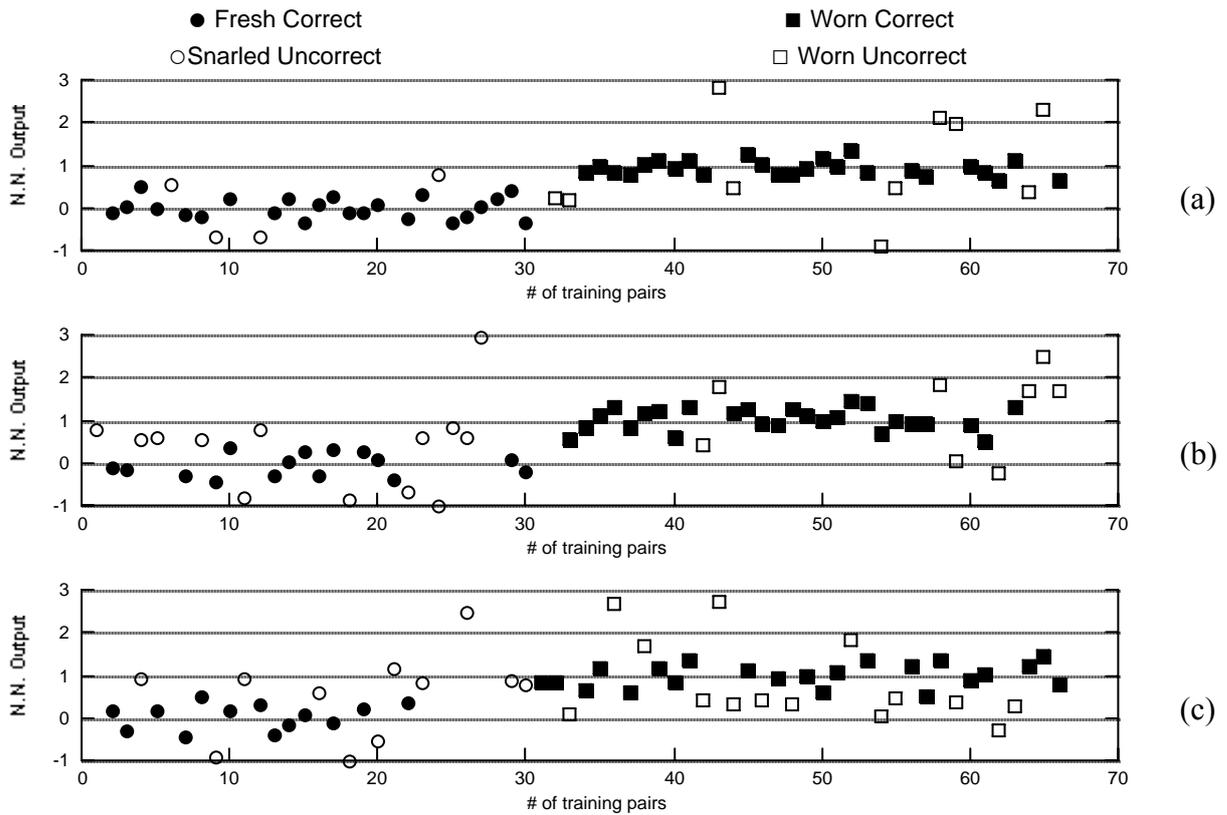


Distribuzione risultati (a): Fy 4-4-1; (b): Fy 4-8-1; (c): Fy 4-16-1

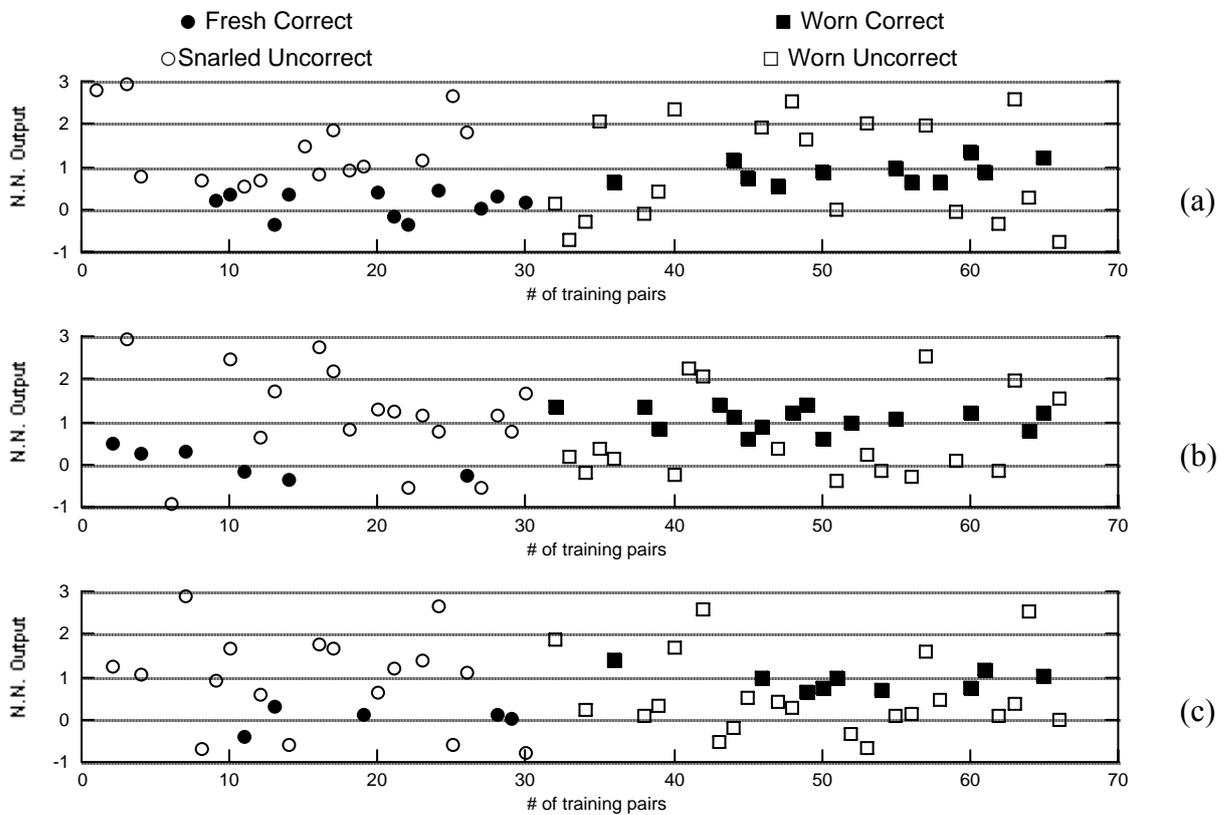


Distribuzione risultati (a): Fz 4-4-1; (b): Fz 4-8-1; (c): Fz 4-16-1

Materiale CRUD (8 parametri) Distribuzione Risultati

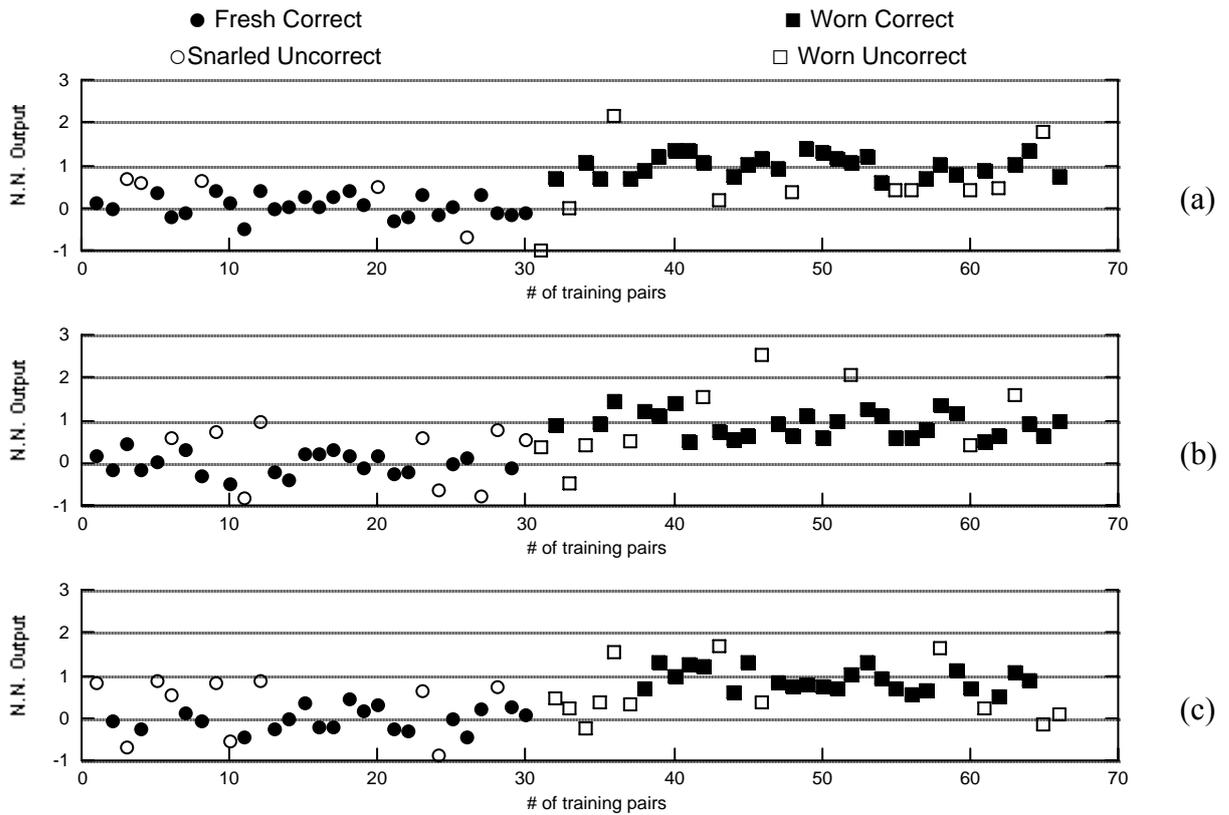


Distribuzione risultati (a): Fy 8-8-1; (b): Fy 8-16-1; (c): Fy 8-32-1

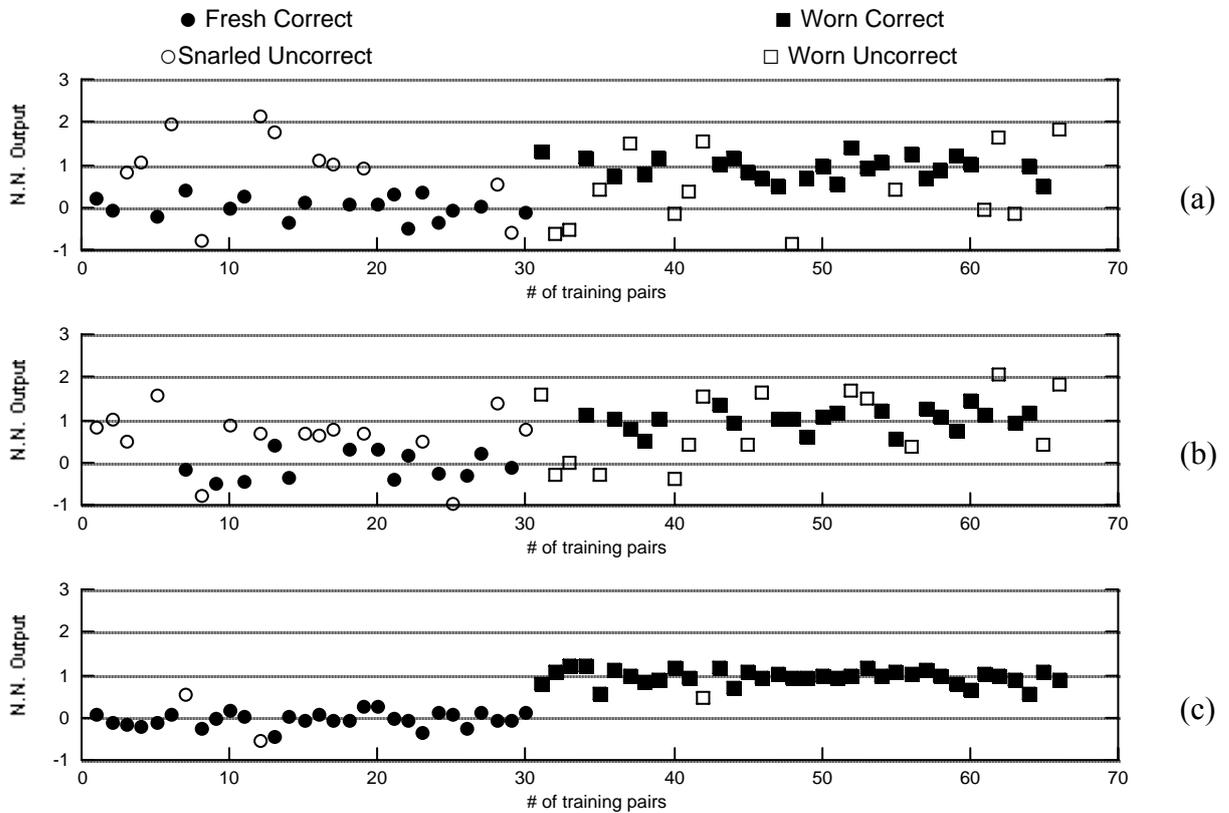


Distribuzione risultati (a): Fz 8-8-1; (b): Fz 8-16-1; (c): Fz 8-32-1

Material CRUD (16 parametri) Distribuzione Risultati



Distribuzione risultati (a): Fy 16-16-1; (b): Fy 16-32-1; (c): Fy 16-64-1



Distribuzione risultati (a): Fz 16-16-1; (b): Fz 16-32-1; (c): Fz 16-64-1

Materiale SMC (4 parametri) Diagramma Errore

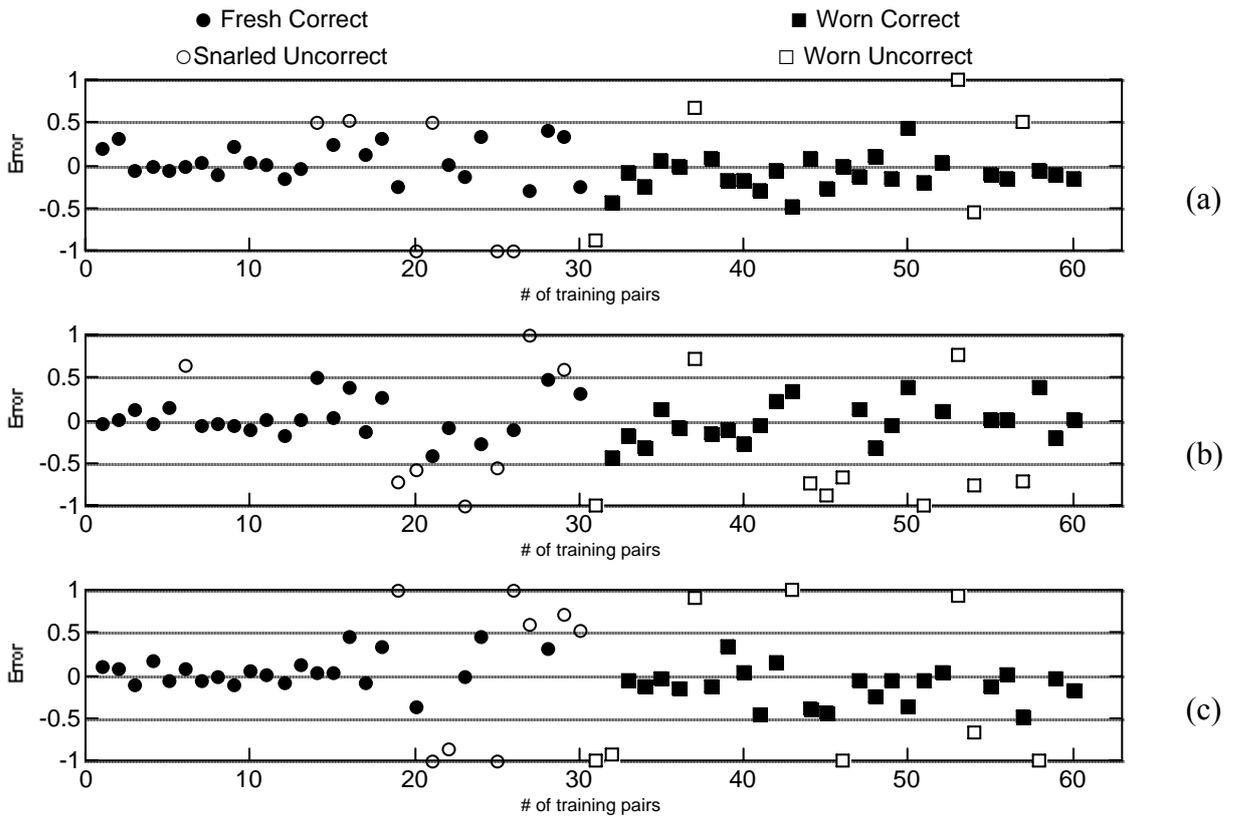


Diagramma errore (a): Fy 4-4-1; (b): Fy 4-8-1; (c): Fy 4-16-1

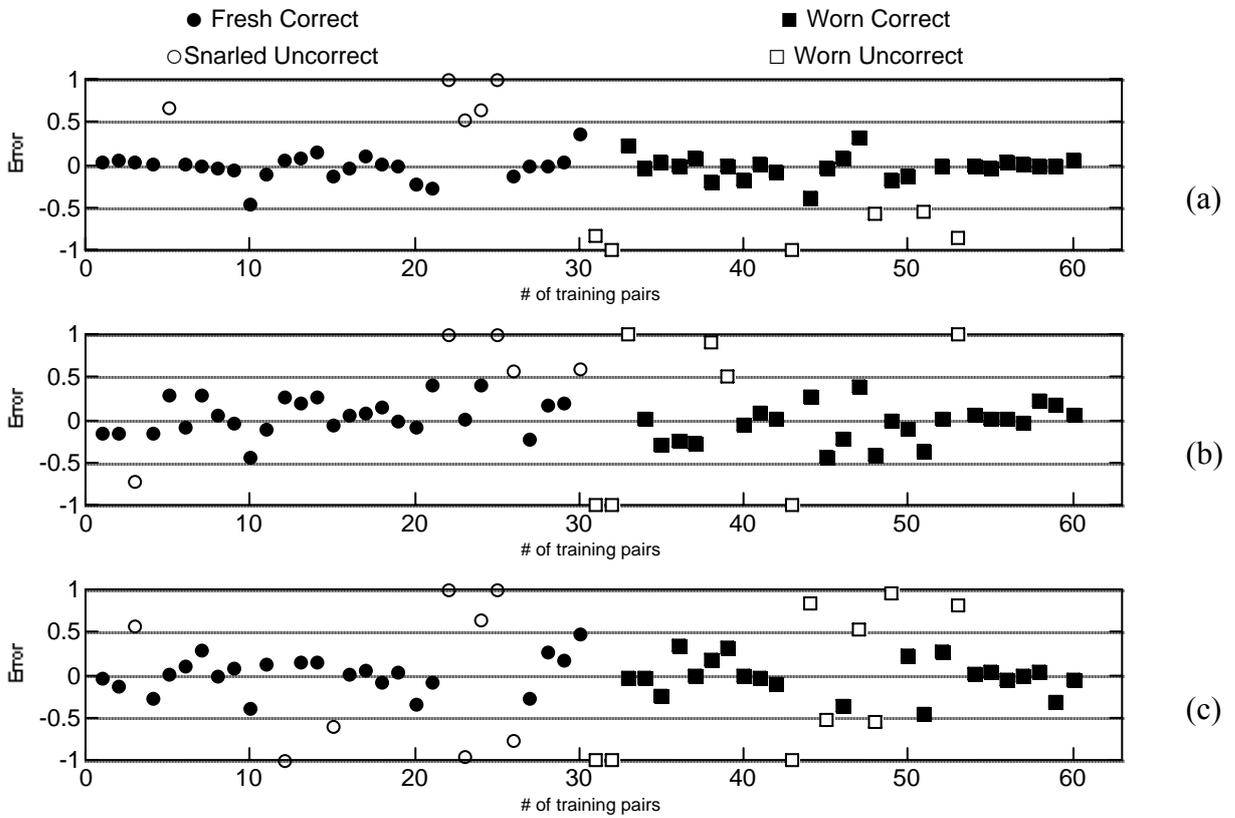


Diagramma errore (a): Fz 4-4-1; (b): Fz 4-8-1; (c): Fz 4-16-1

Materiale SMC (8 parametri) Diagramma Errore

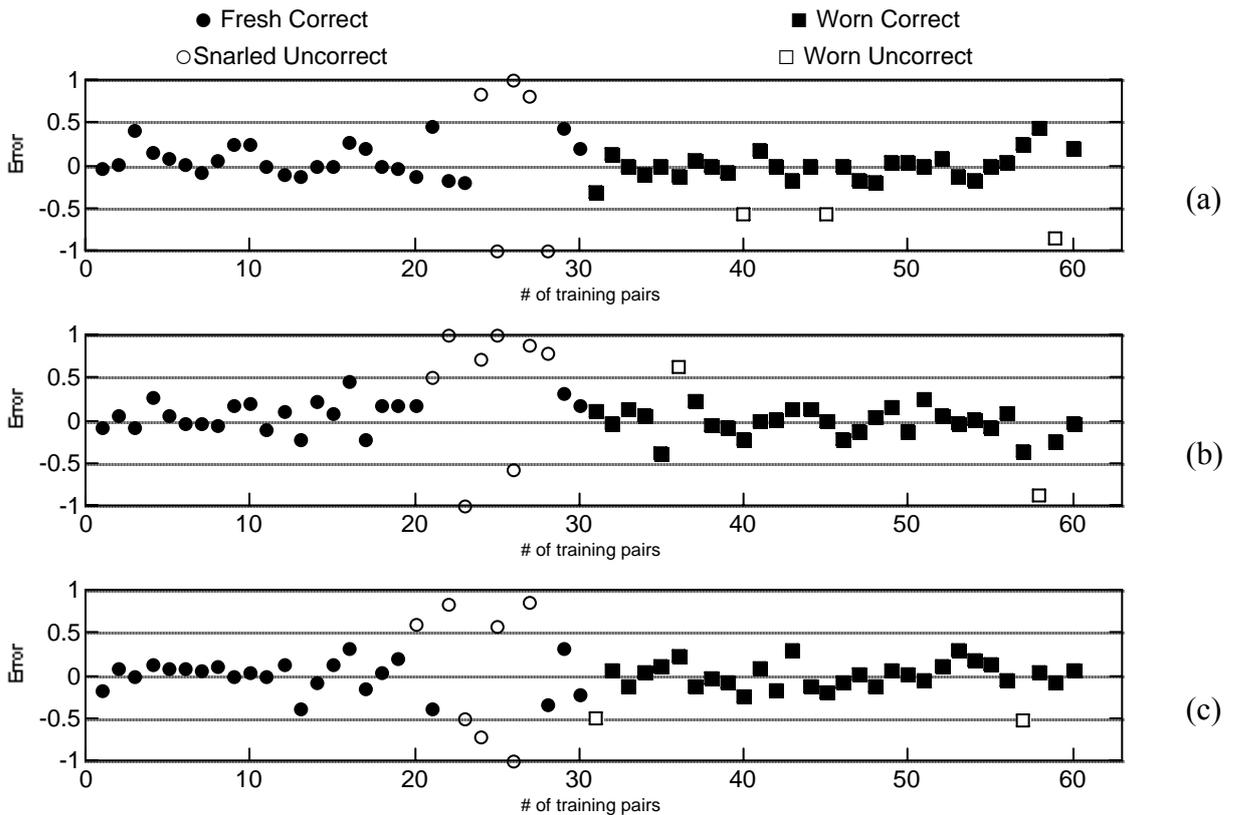


Diagramma errore (a): Fy 8-8-1; (b): Fy 8-16-1; (c): Fy 8-32-1

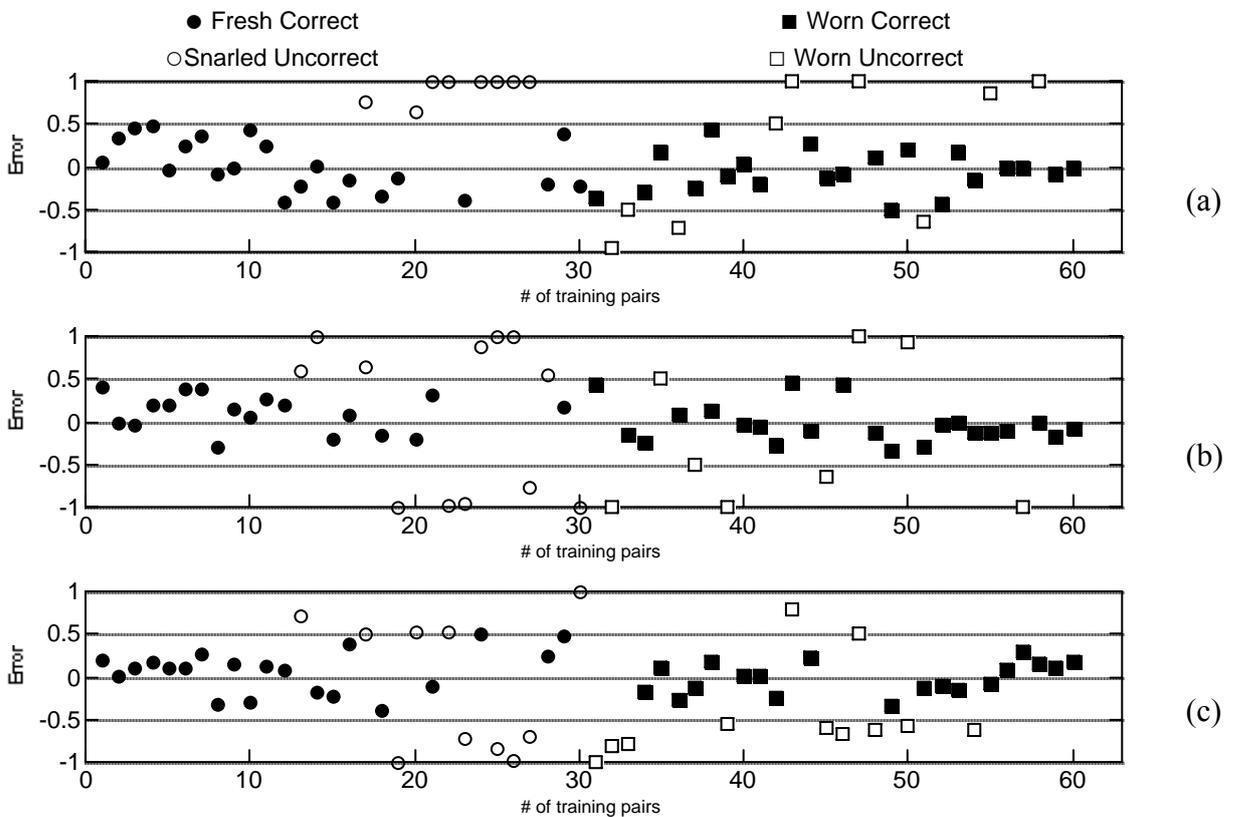


Diagramma errore (a): Fz 8-8-1; (b): Fz 8-16-1; (c): Fz 8-32-1

Material SMC (16 parametri) Diagramma Errore

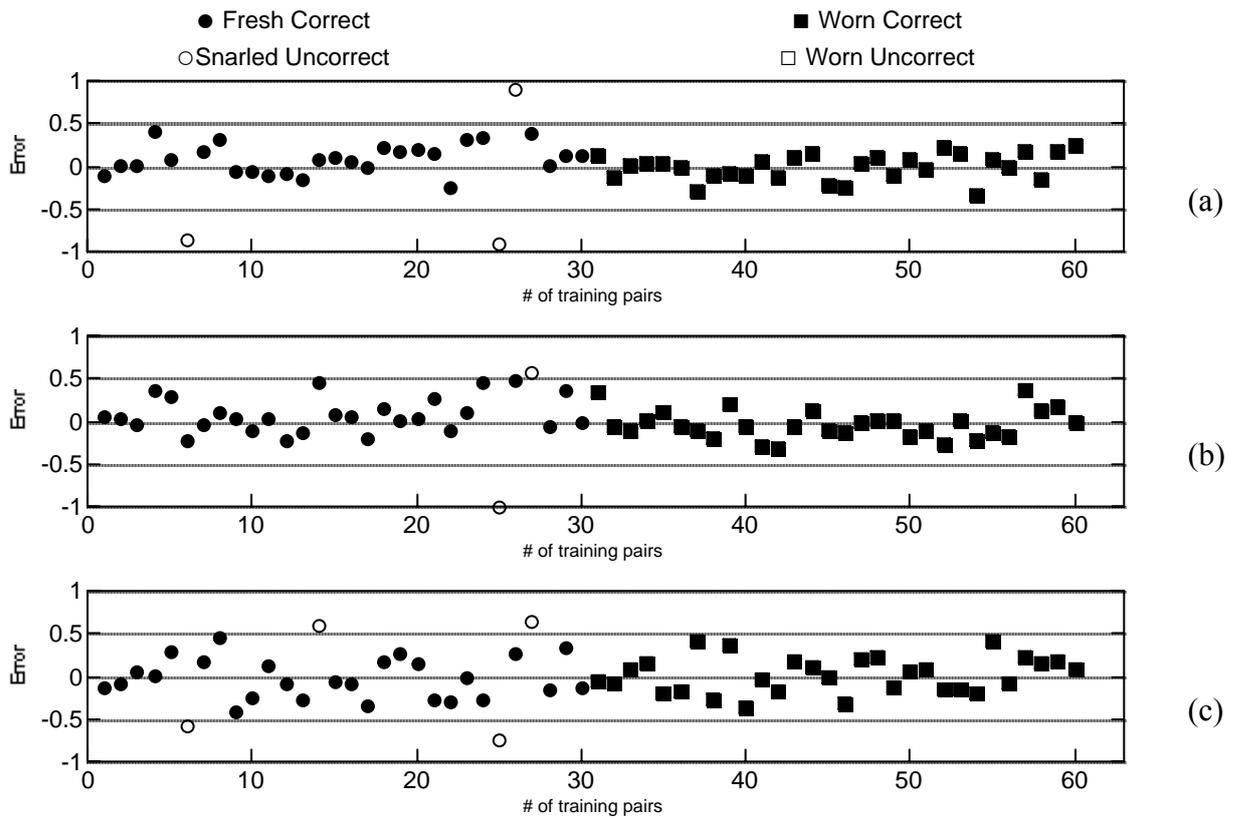


Diagramma errore (a): Fy 16-16-1; (b): Fy 16-32-1; (c): Fy 16-64-1

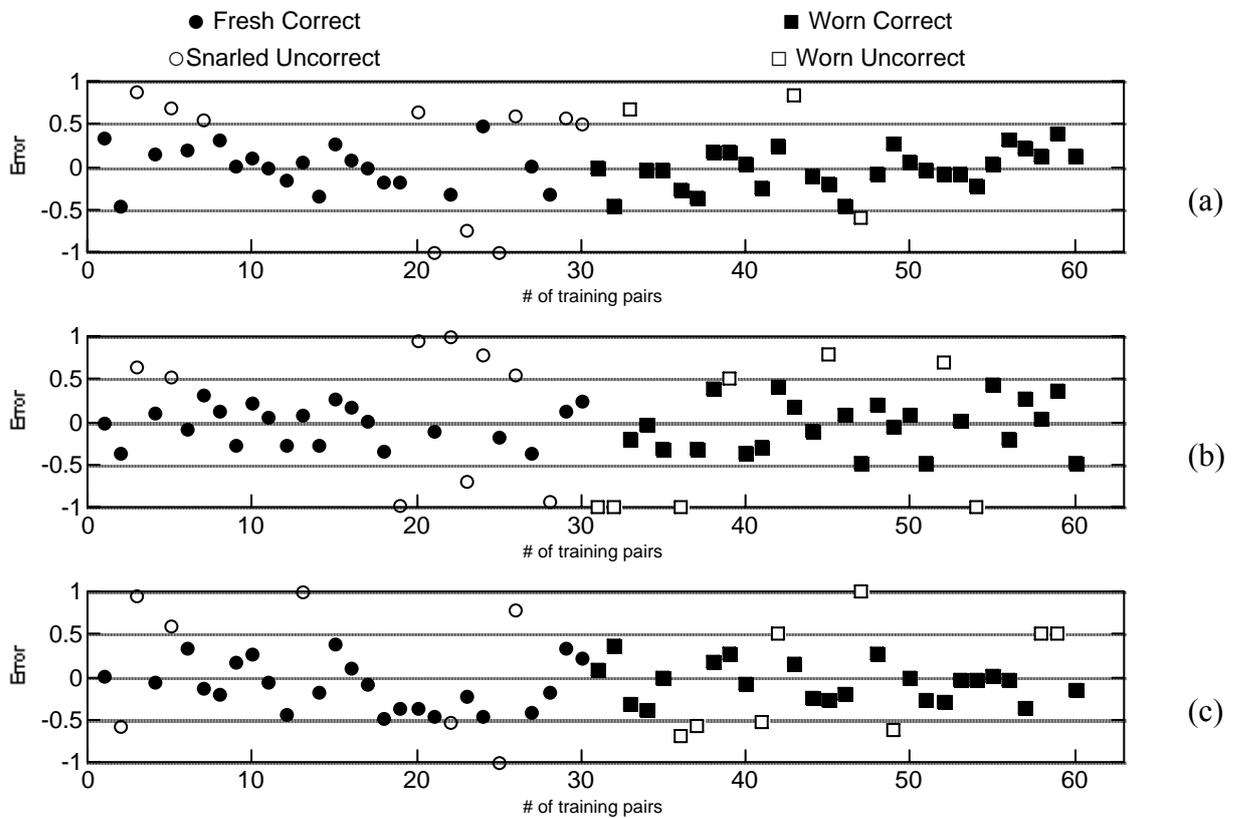
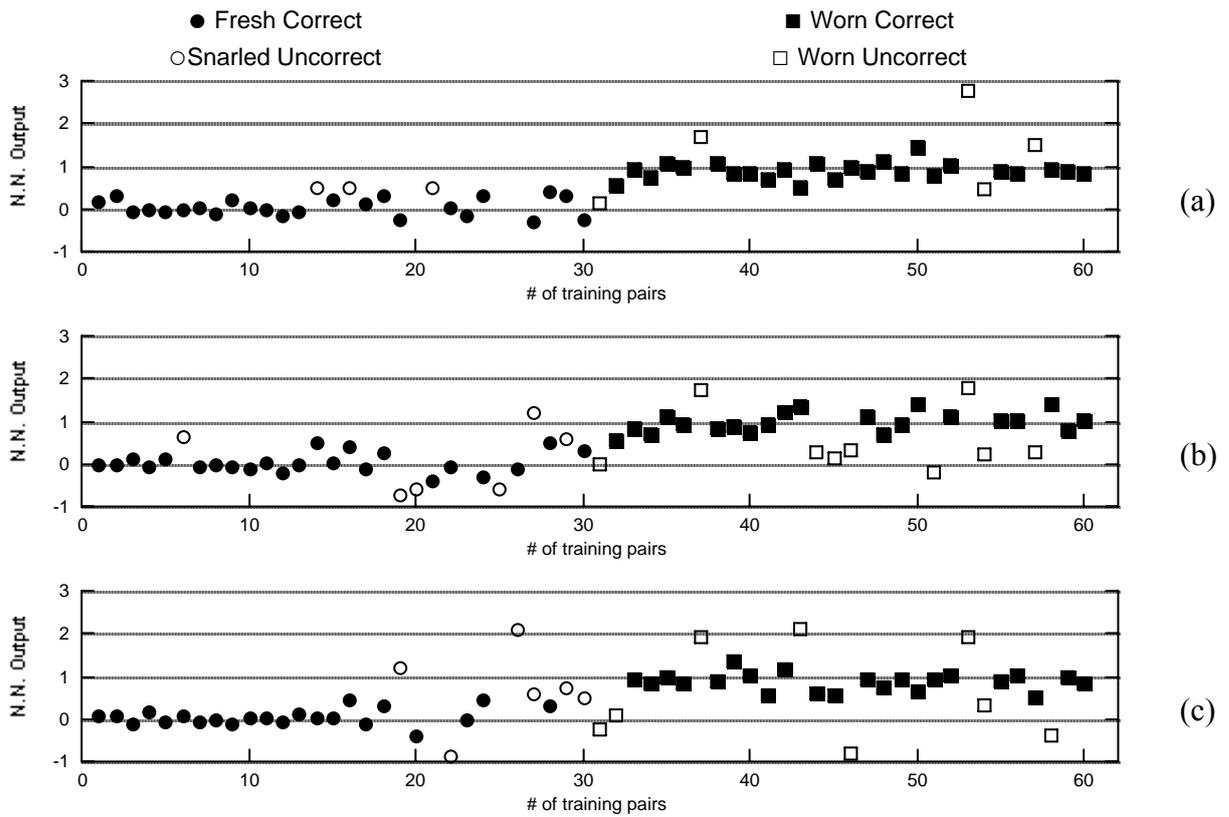
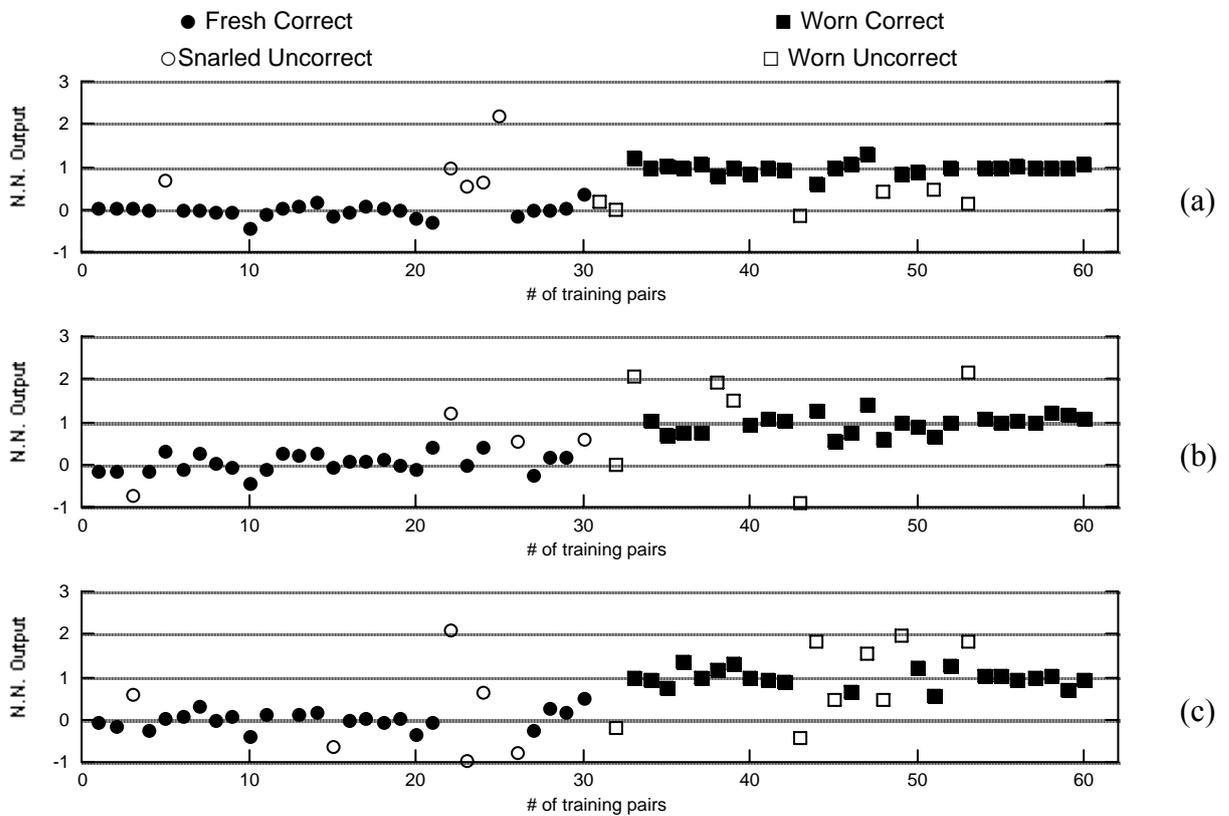


Diagramma errore (a): Fz 16-16-1; (b): Fz 16-32-1; (c): Fz 16-64-1

Materiale SMC (4 parametri) Distribuzione Risultati

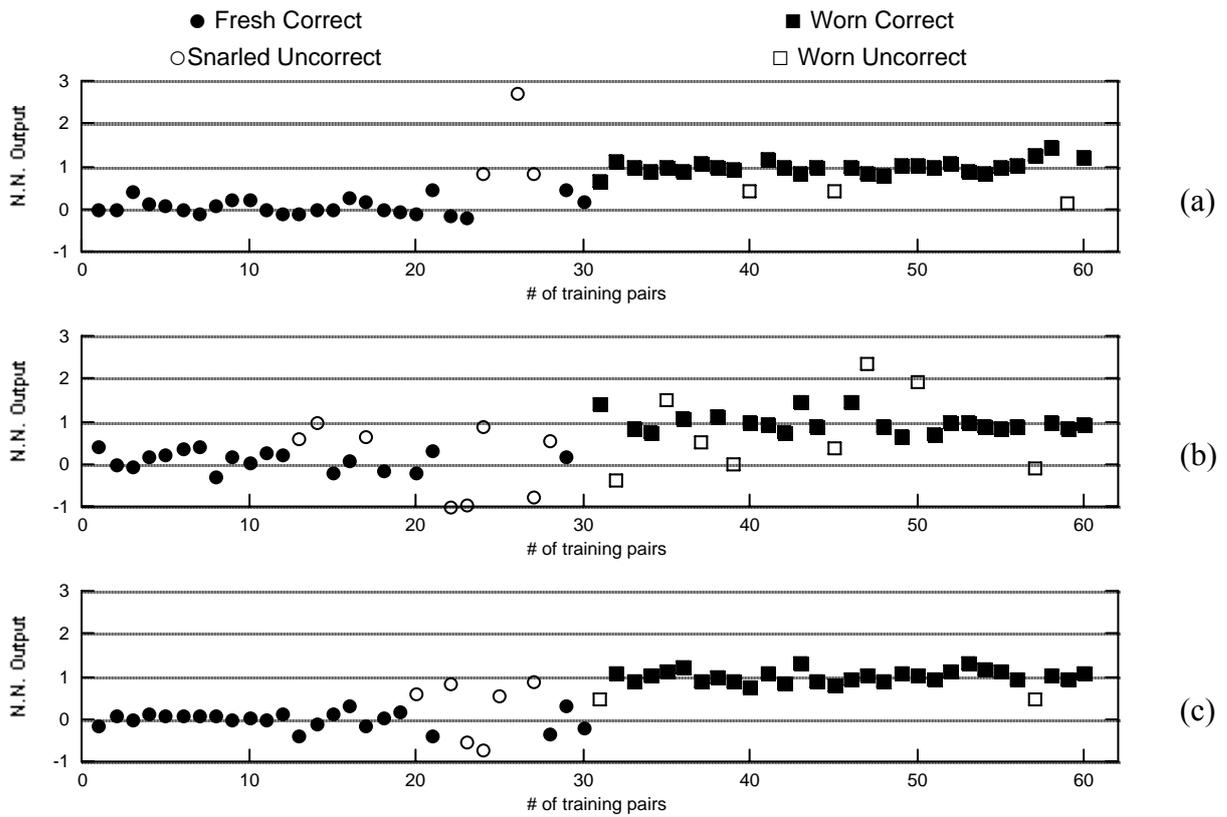


Distribuzione risultati (a): Fy 4-4-1; (b): Fy 4-8-1; (c): Fy 4-16-1

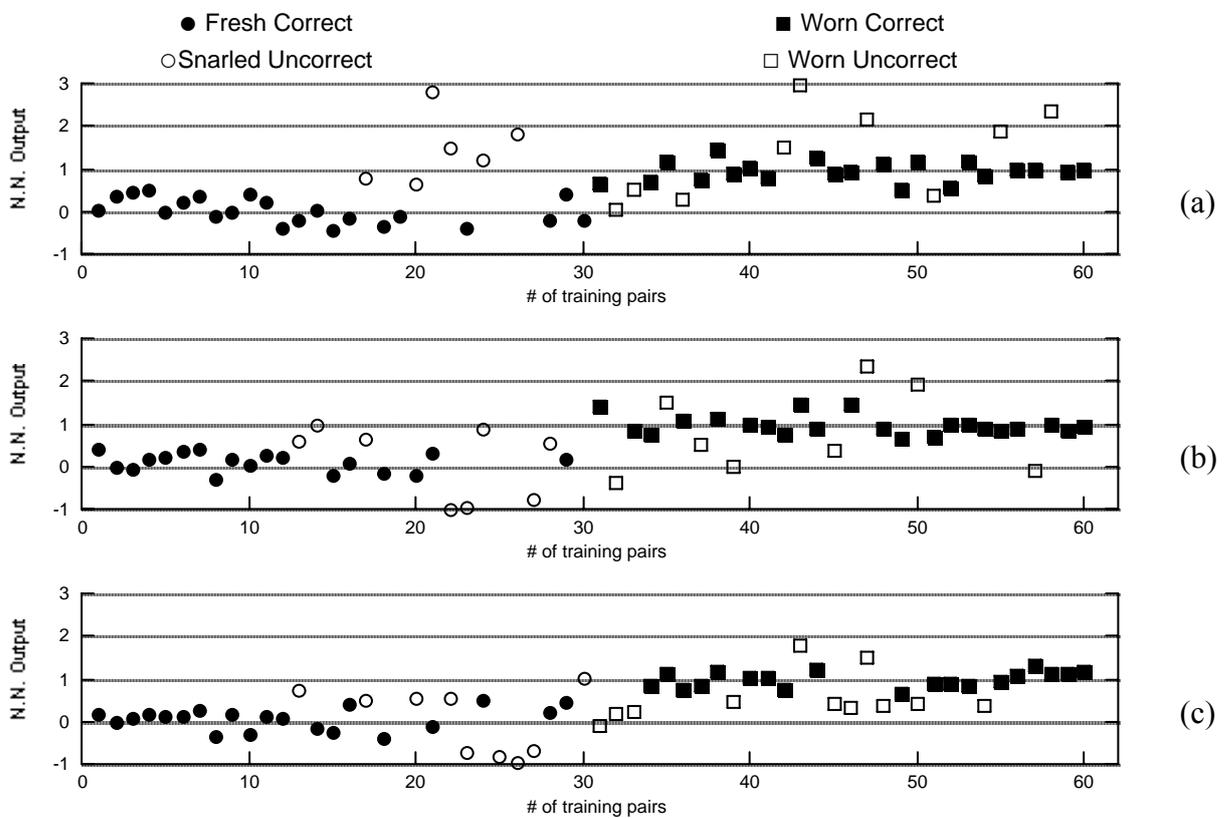


Distribuzione risultati (a): Fz 4-4-1; (b): Fz 4-8-1; (c): Fz 4-16-1

Materiale SMC (8 parametri) Distribuzione Risultati

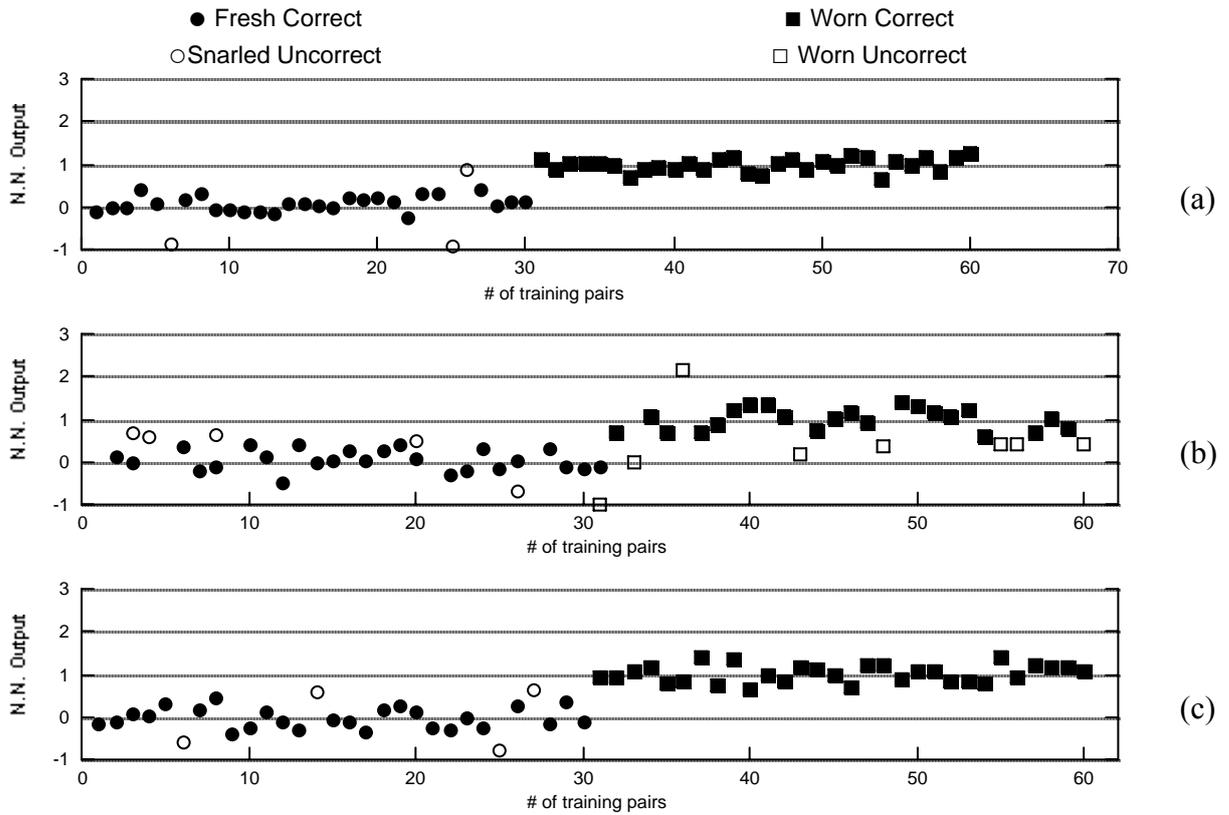


Distribuzione risultati (a): Fy 8-8-1; (b): Fy 8-16-1; (c): Fy 8-32-1

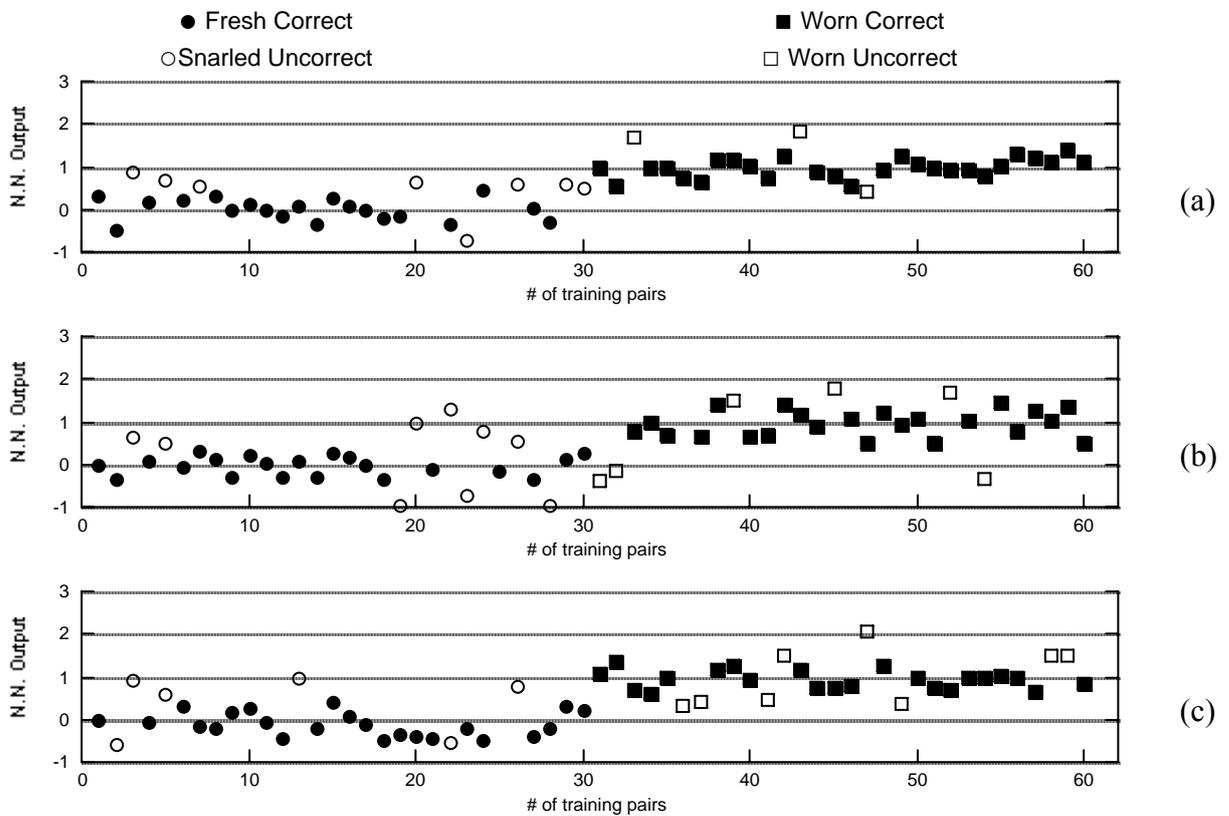


Distribuzione risultati (a): Fz 8-8-1; (b): Fz 8-16-1; (c): Fz 8-32-1

Materiale SMC (16 parametri)

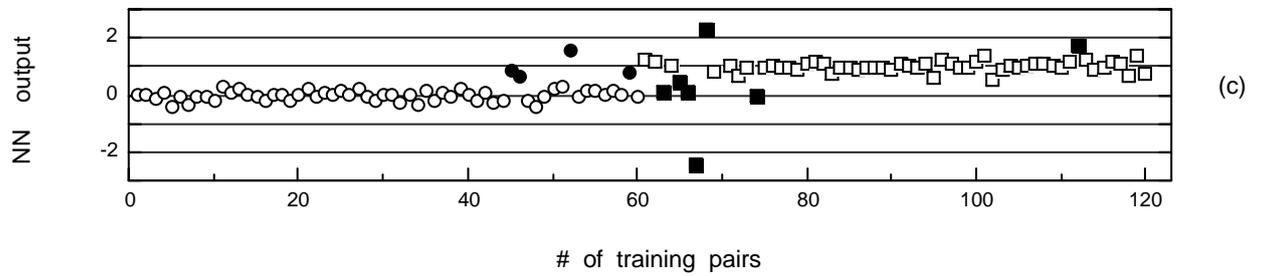
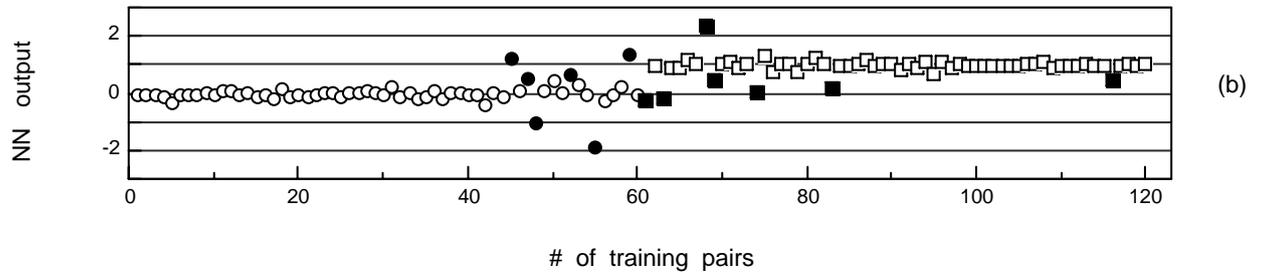
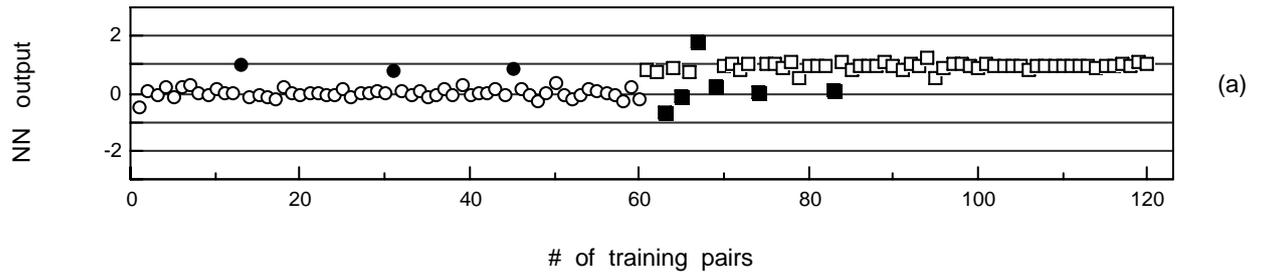


Distribuzione risultati (a): Fy 16-16-1; (b): Fy 16-32-1; (c): Fy 16-64-1

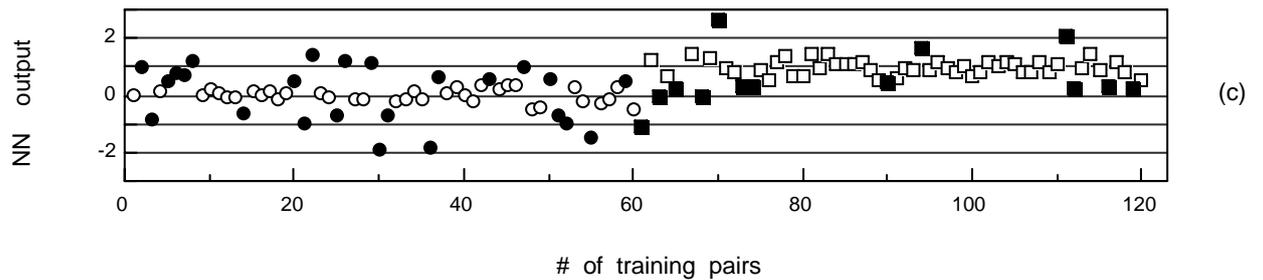
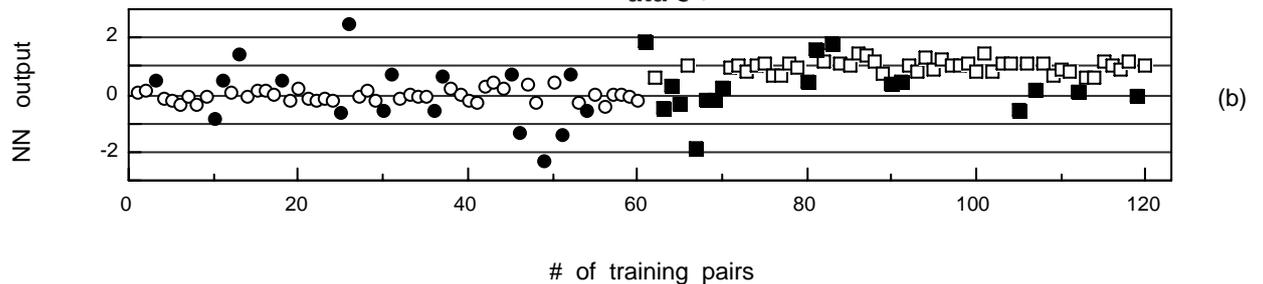
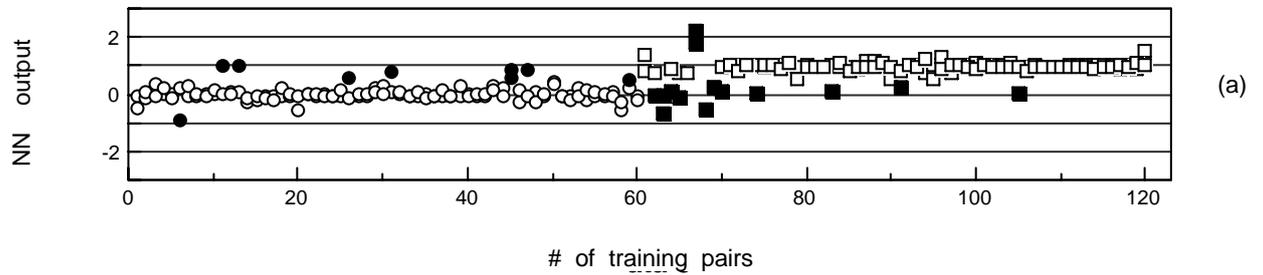


Distribuzione risultati (a): Fz 16-16-1; (b): Fz 16-32-1; (c): Fz 16-64-1

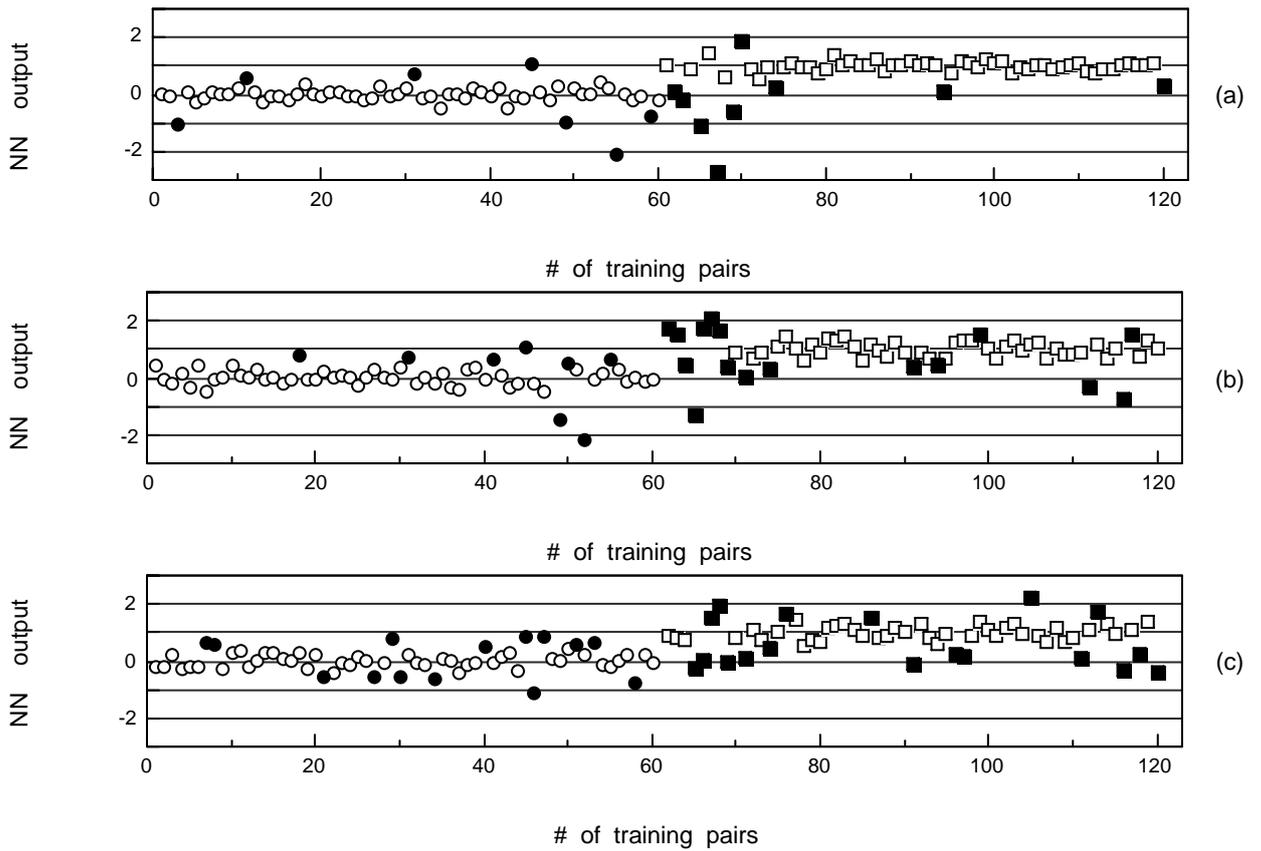
**Diagrammi dell'errore e
della distribuzione dei risultati
per l'emissione acustica
per le tre tipologie di materiale VRUD,
CRUD, SMC
per ognuna delle configurazioni delle reti
neurali supervisionate utilizzate**



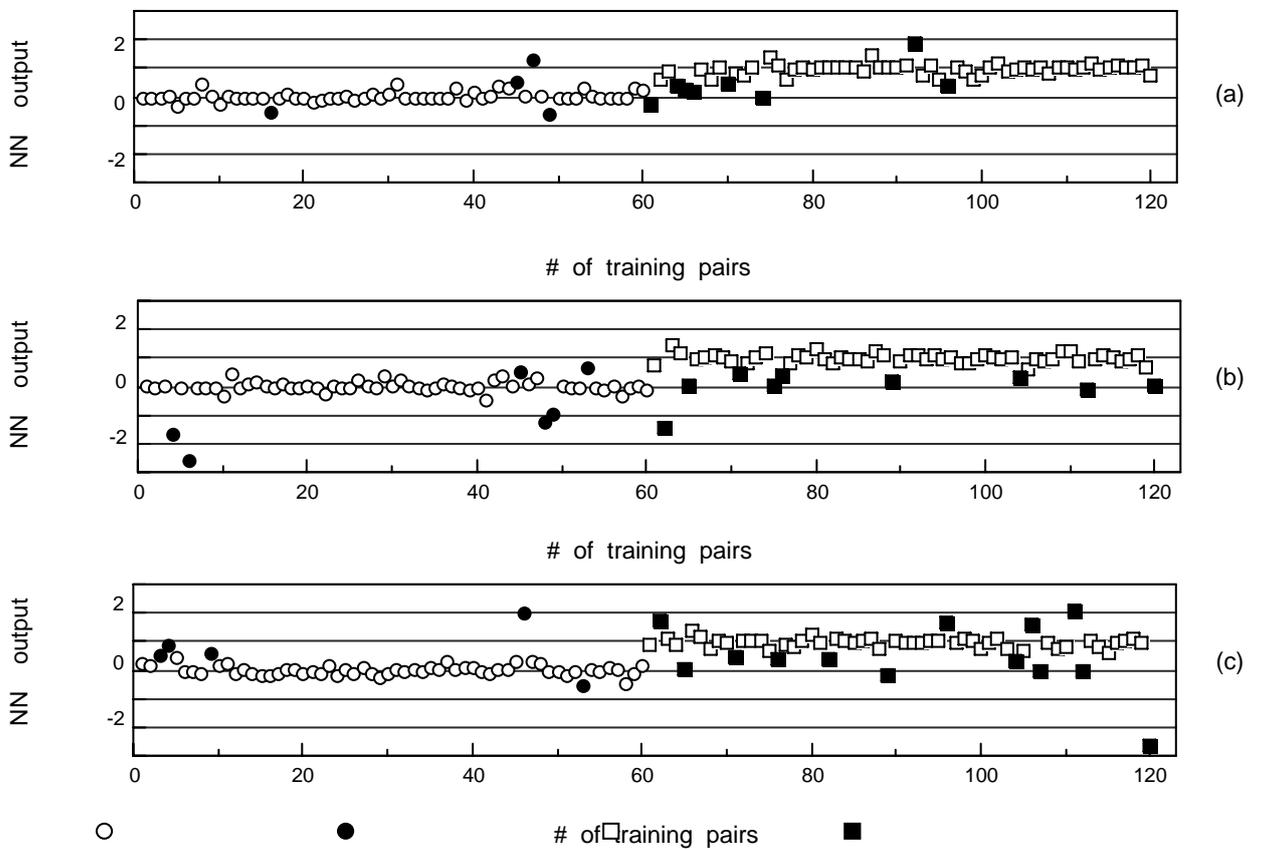
CRUD – valori delle uscite delle NN (a) 4-4-1 (b) 4-8-1 (c) 4-16-1
 ○ fresh favourable , ● fresh unfavourable , □ worn favourable, ■ worn unfavourable



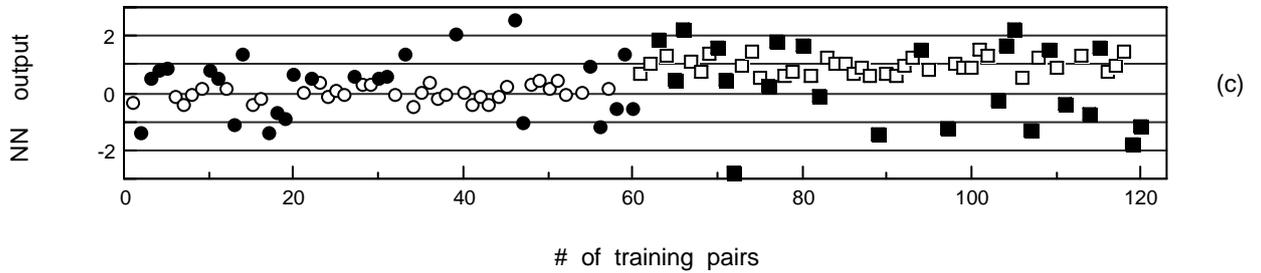
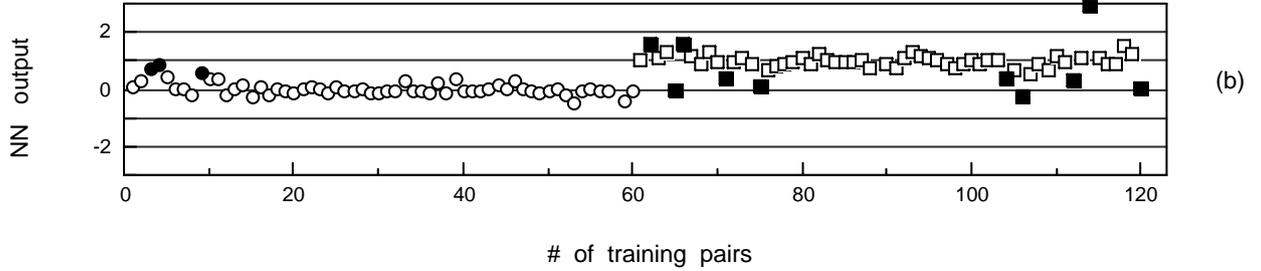
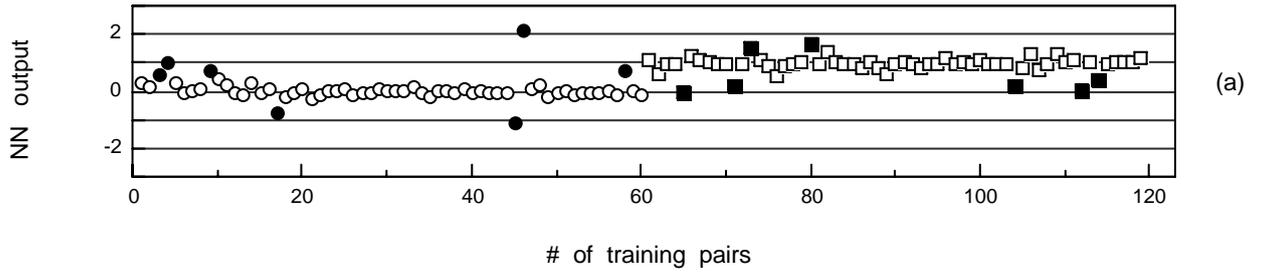
CRUD – valori delle uscite delle NN (a) 8-8-1 (b) 8-16-1 (c) 8-32-1



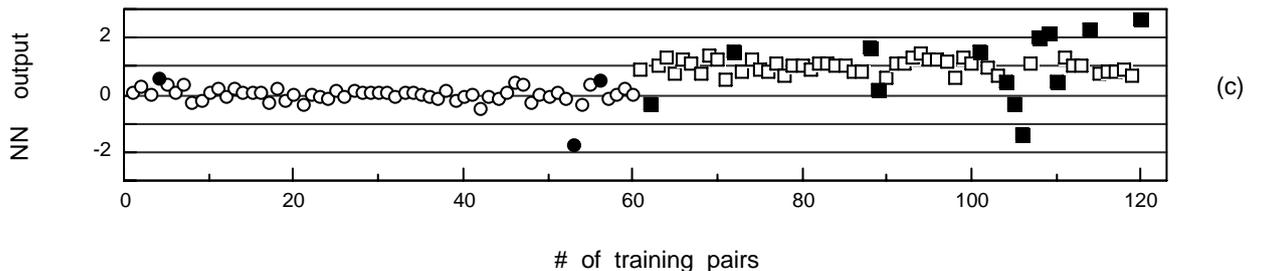
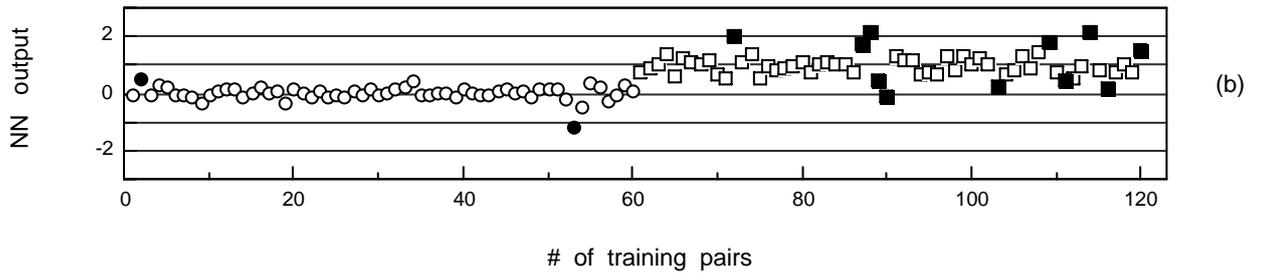
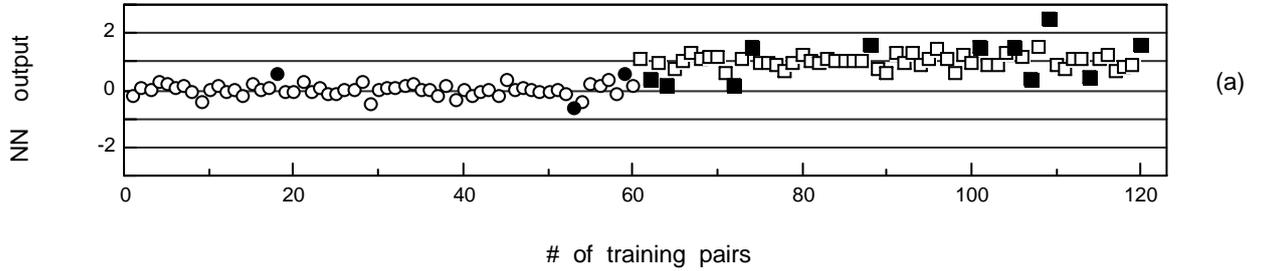
CRUD – valori delle uscite delle NN (a) 16-16-1 (b) 16-32-1 (c) 16-64-1
 fresh favourable , fresh unfavourable , \square worn favourable , worn unfavourable



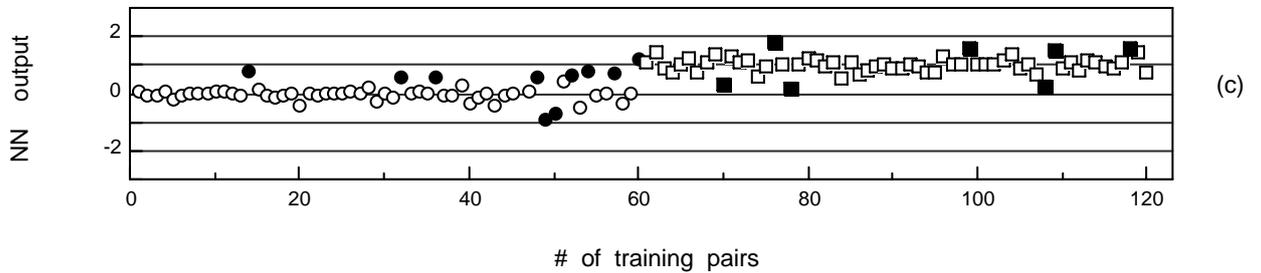
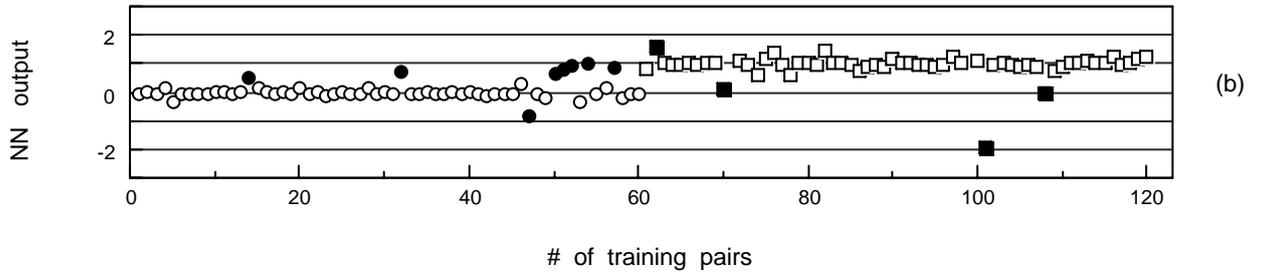
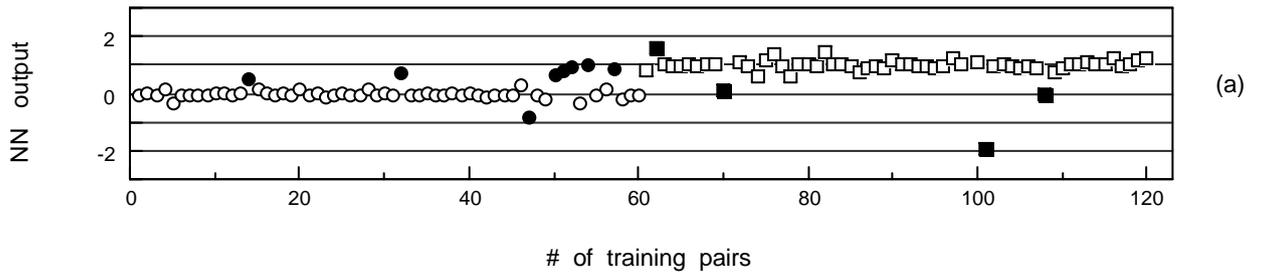
SMC – valori delle uscite delle NN (a) 4-4-1 (b) 4-8-1 (c) 4-16-1



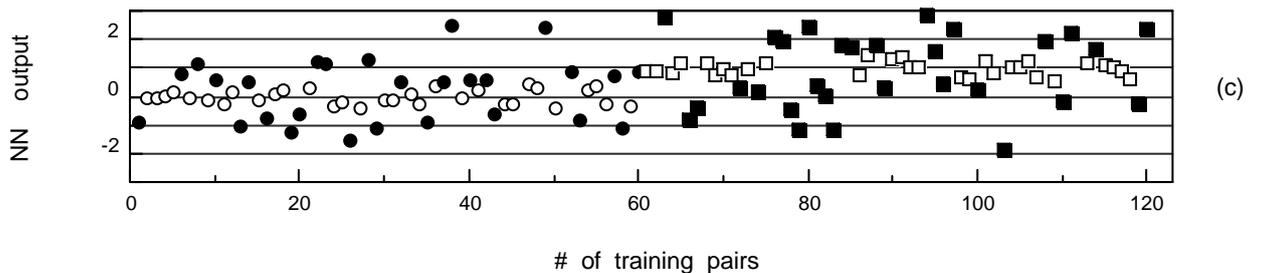
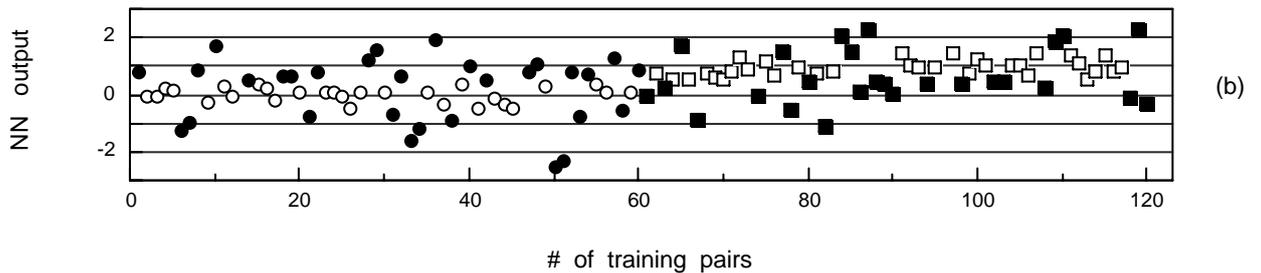
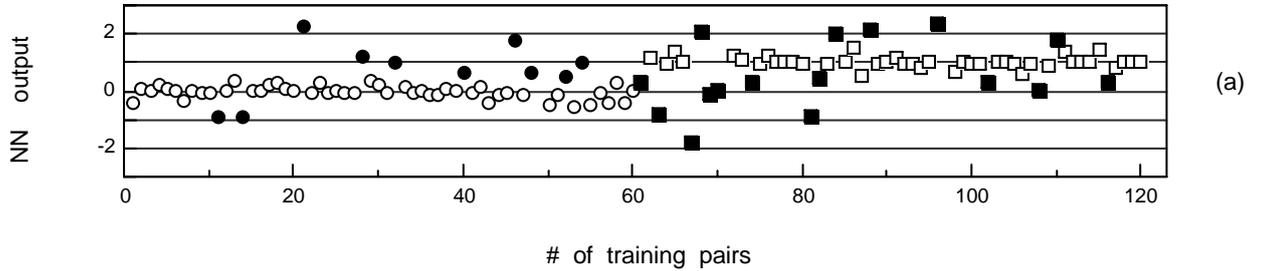
SMC – valori delle uscite delle NN (a) 8-8-1 (b) 8-16-1 (c) 8-32-1
 ○ fresh favourable , ● fresh unfavourable , □ worn favourable , ■ worn unfavourable



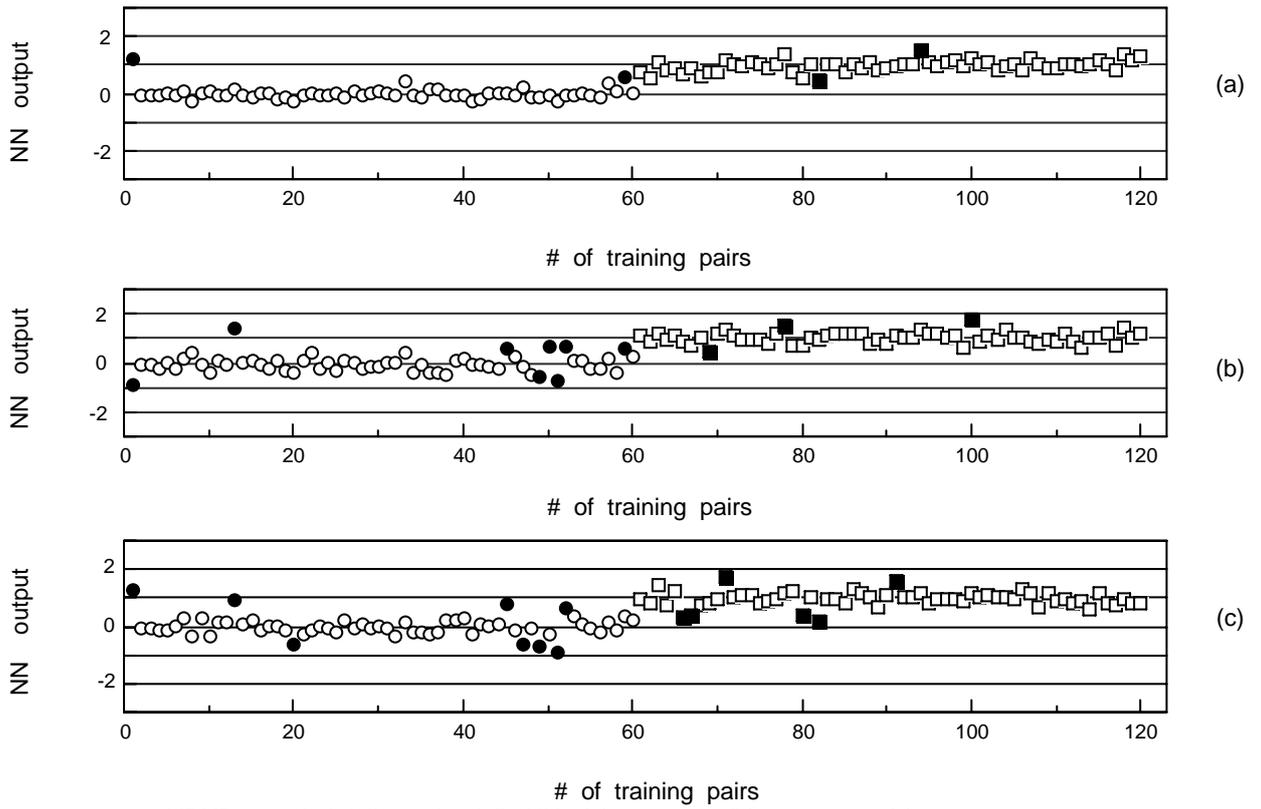
SMC – valori delle uscite delle NN (a) 16-16-1 (b) 16-32-1 (c) 16-64-1



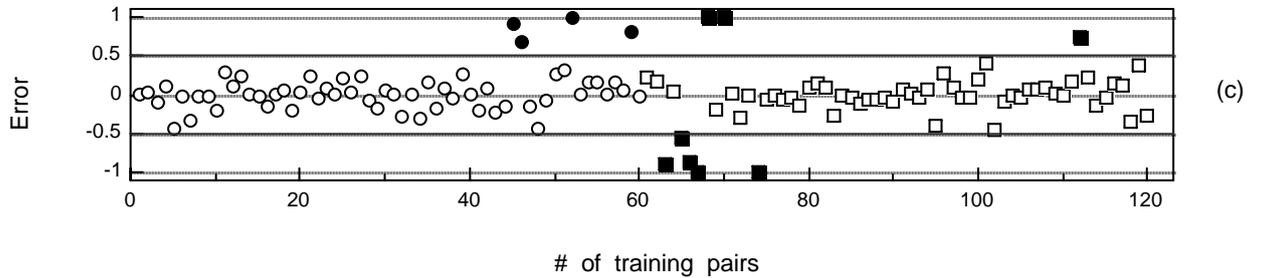
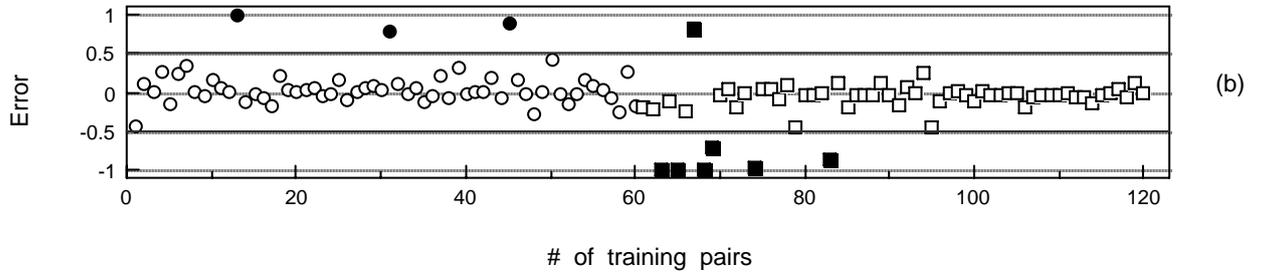
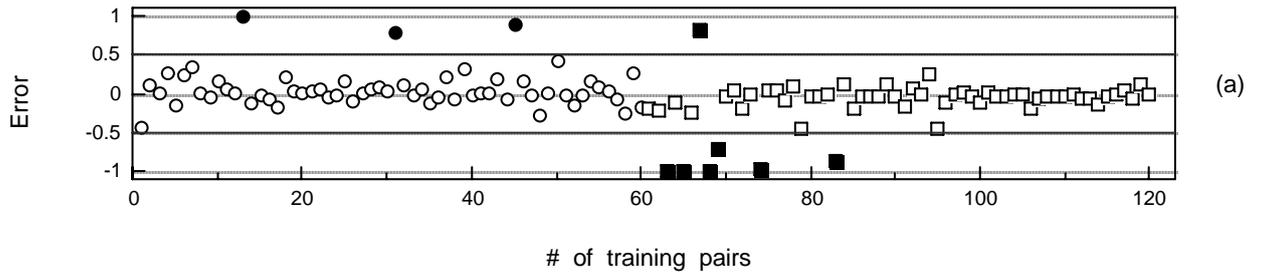
VRUD – valori delle uscite delle NN (a) 4-4-1 (b) 4-8-1 (c) 4-16-1
 ○ fresh favourable , ● fresh unfavourable , □ worn favourable , ■ worn unfavourable



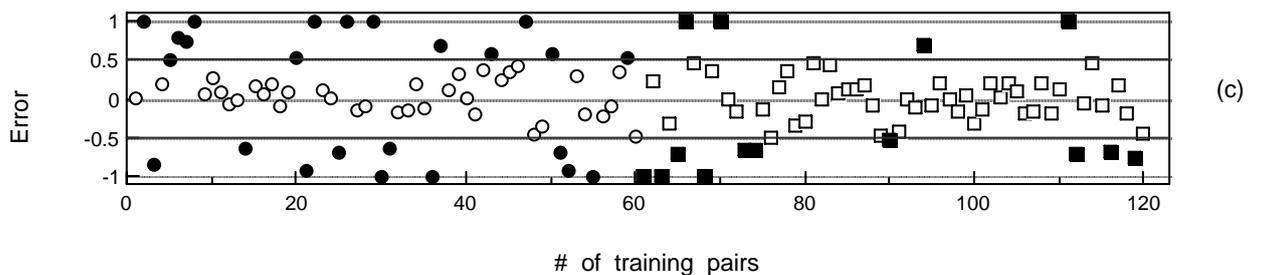
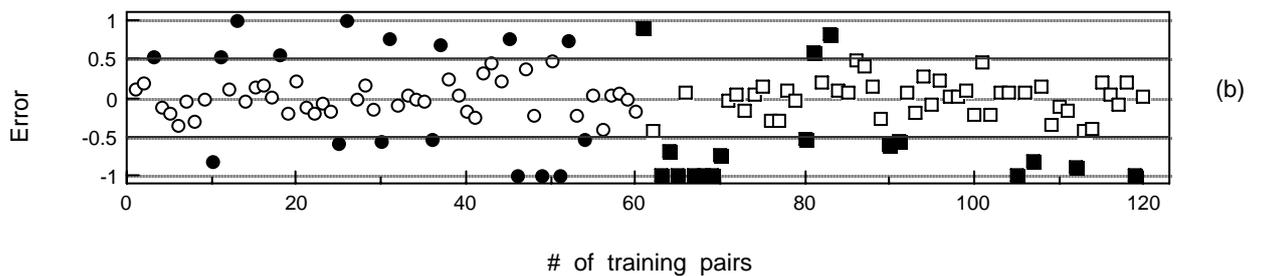
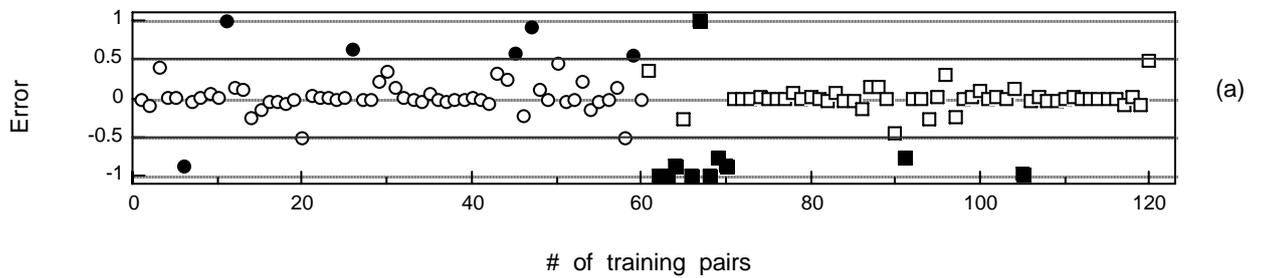
VRUD – valori delle uscite delle NN (a) 8-8-1 (b) 8-16-1 (c) 8-32-1



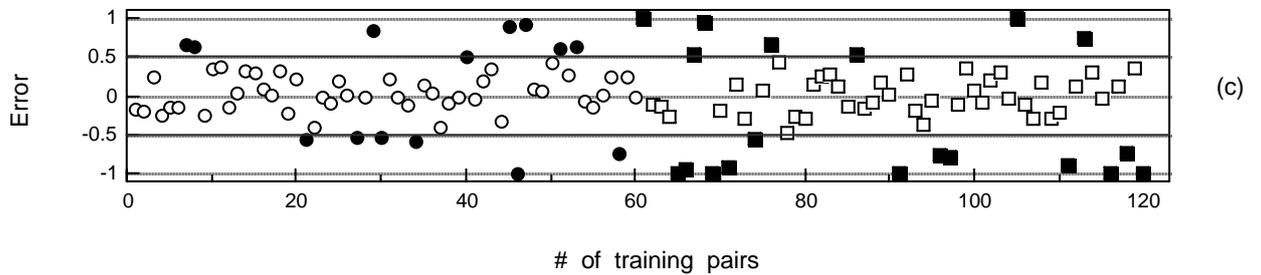
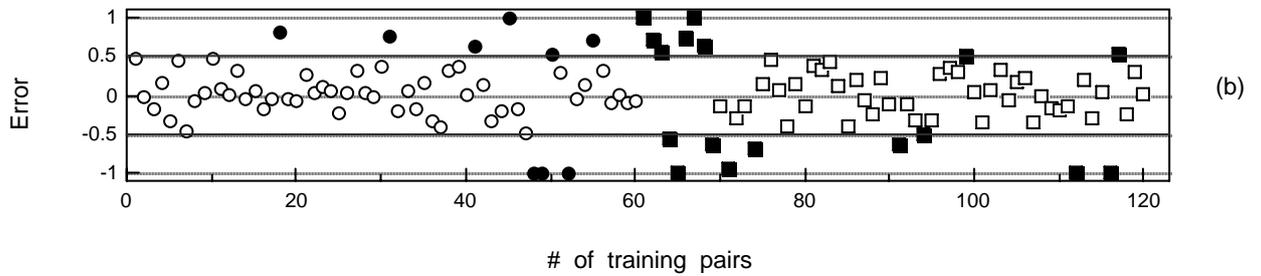
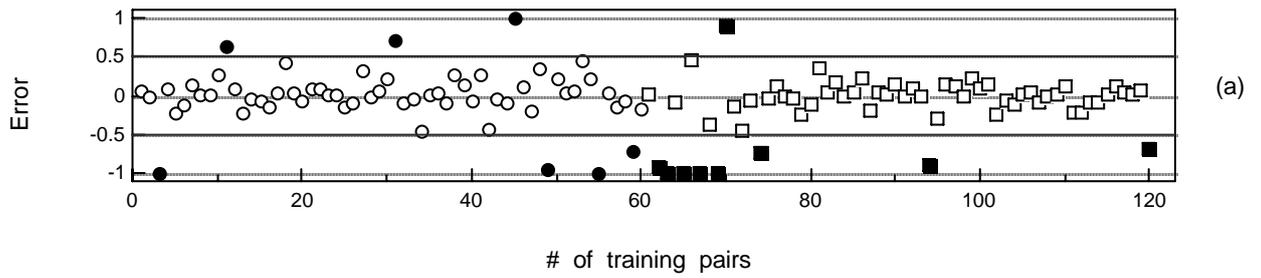
VRUD – valori delle uscite delle NN (a) 16-16-1 (b) 16-32-1 (c) 16-64-1
 ○ fresh favourable , ● fresh unfavourable , □ worn favourable , ■ worn unfavourable



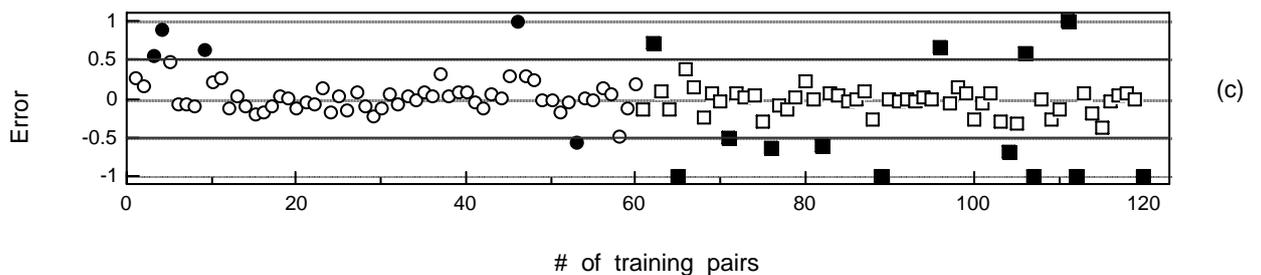
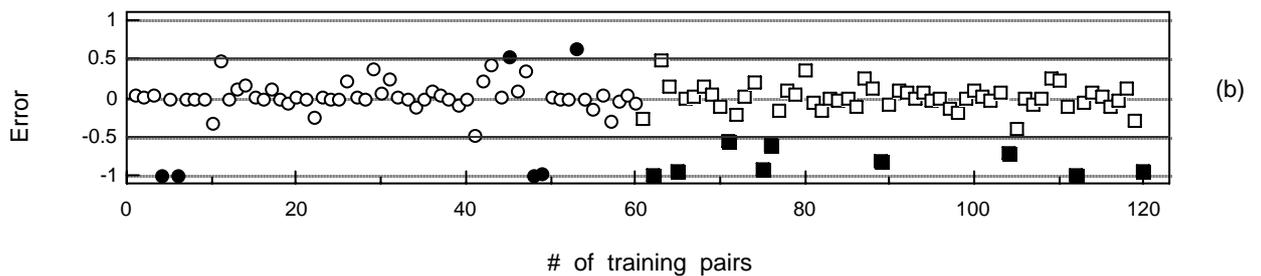
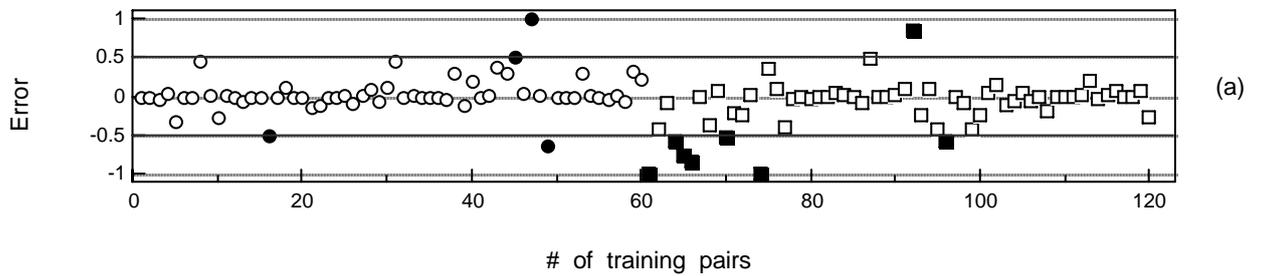
CRUD – Errore delle NN (a) 4-4-1 (b) 4-8-1 (c) 4-16-1
 ○ fresh favourable, ● fresh unfavourable, □ worn favourable, ■ worn unfavourable



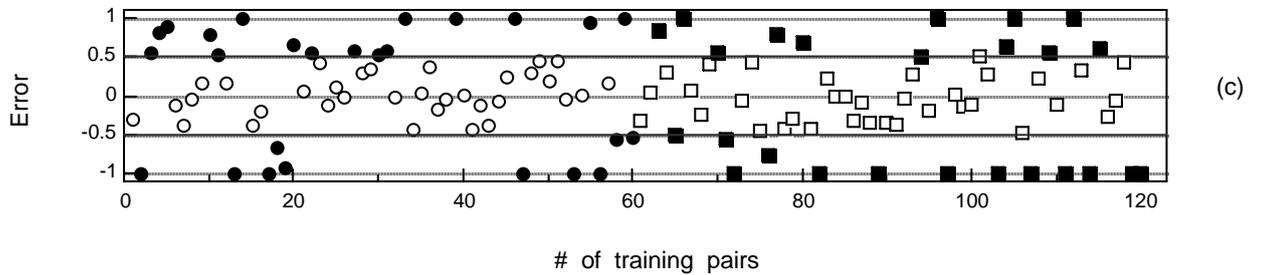
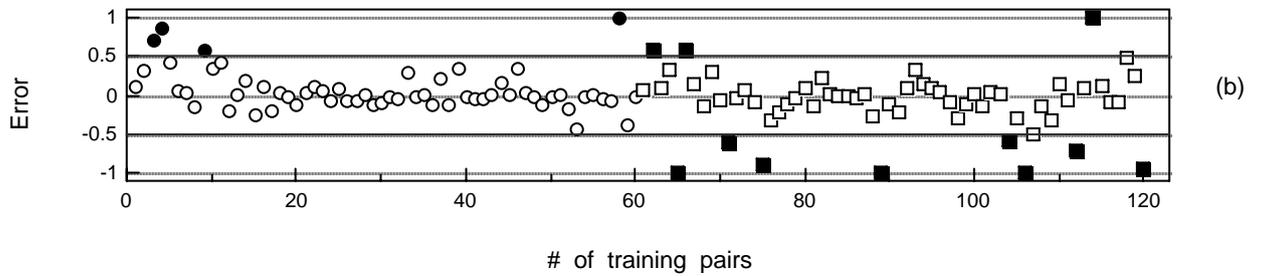
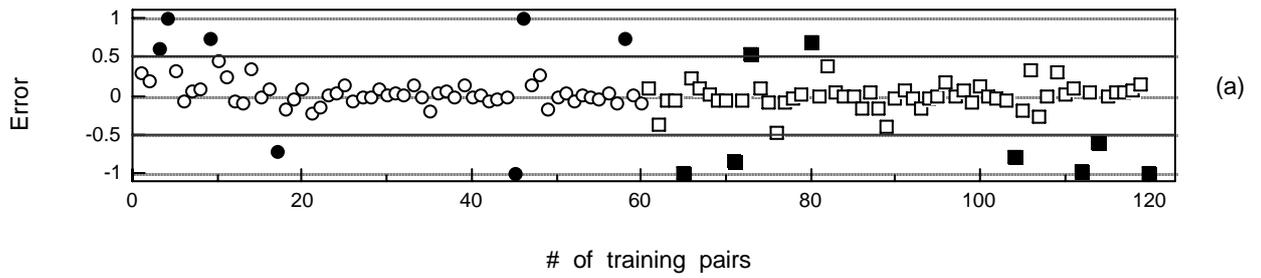
CRUD – Errore delle NN (a) 8-8-1 (b) 8-16-1 (c) 8-32-1



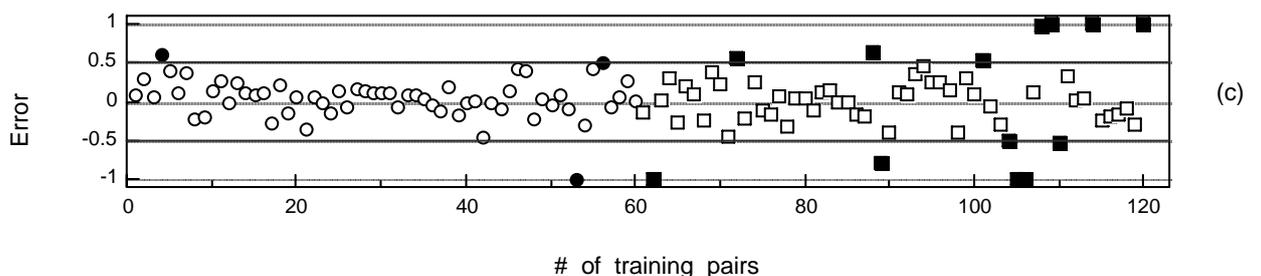
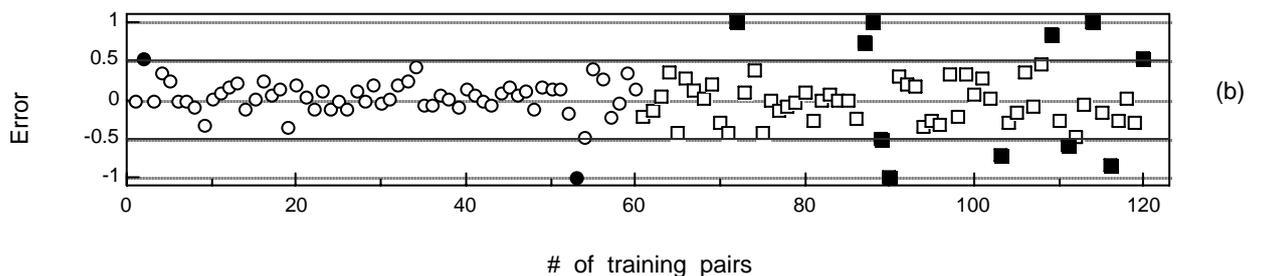
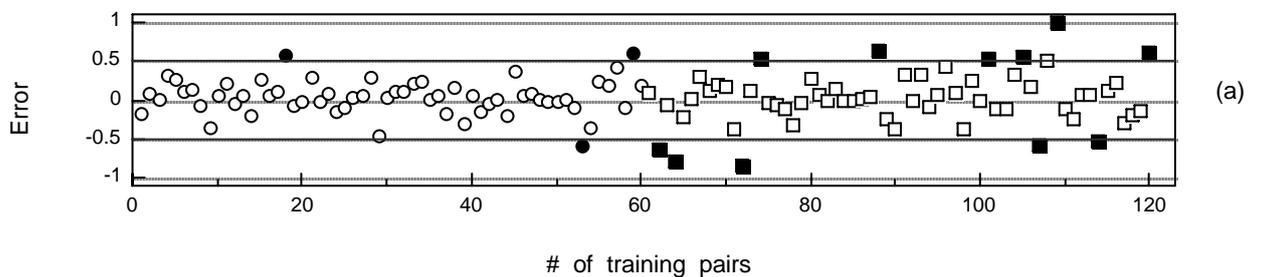
CRUD – Errore delle NN a) 16-16-1 (b) 16-32-1 (c) 16-64-1
 ○ fresh favourable , ● fresh unfavourable , □ worn favourable , ■ worn unfavourable



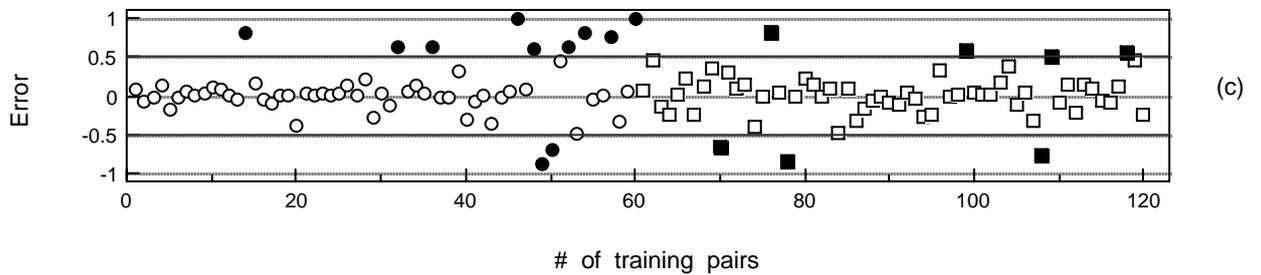
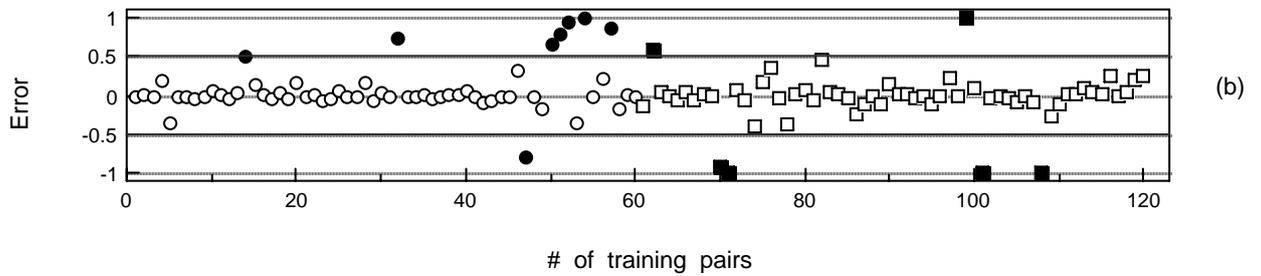
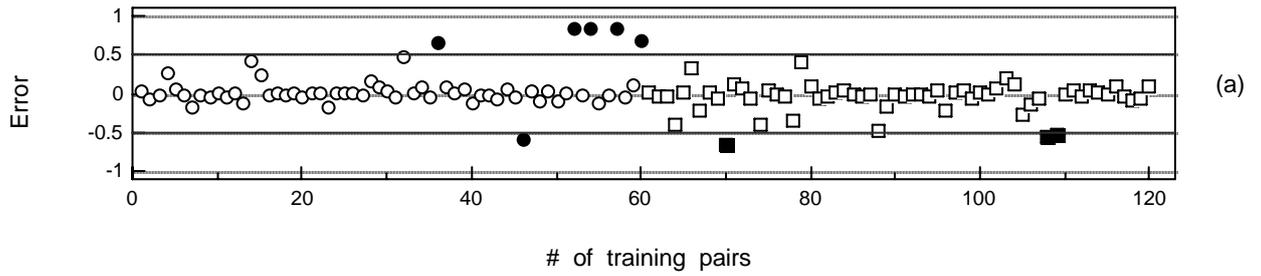
SMC – Errore delle NN (a) 4-4-1 (b) 4-8-1 (c) 4-16-1
 ○ fresh favourable , ● fresh unfavourable , □ worn favourable , ■ worn unfavourable



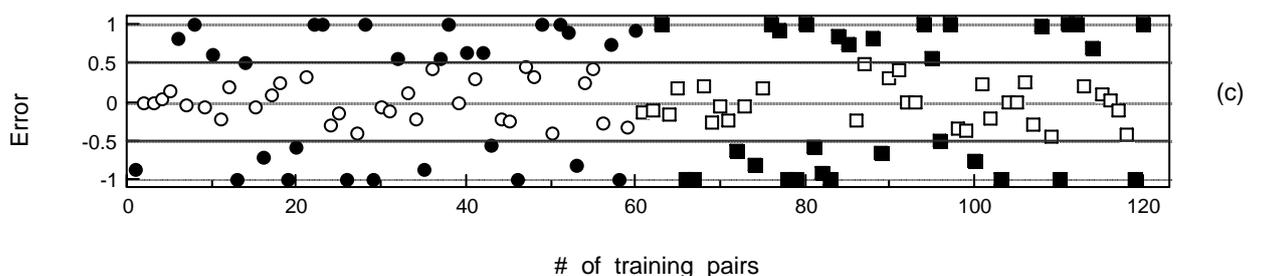
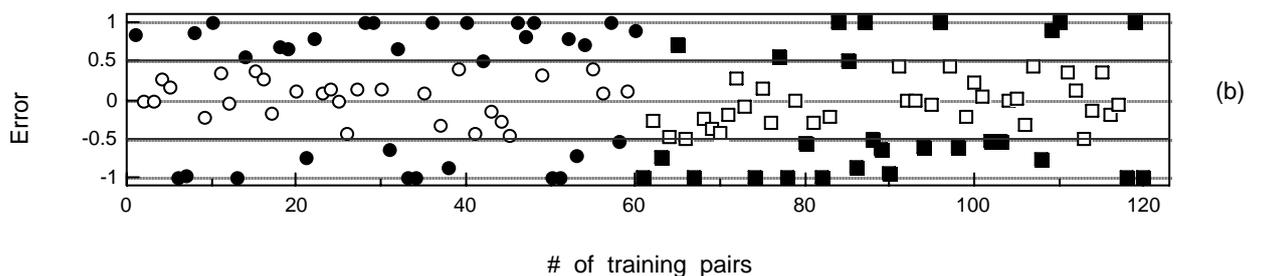
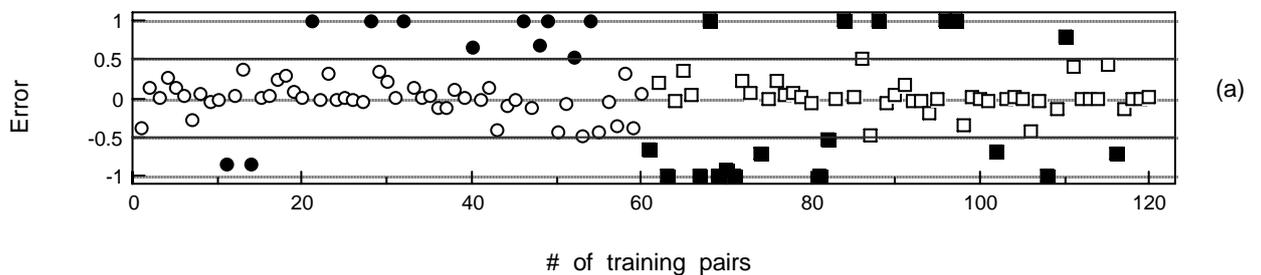
SMC – Errore delle NN (a) 8-8-1 (b) 8-16-1 (c) 8-32-1
 ○ fresh favourable , ● fresh unfavourable , □ worn favourable , ■ worn unfavourable



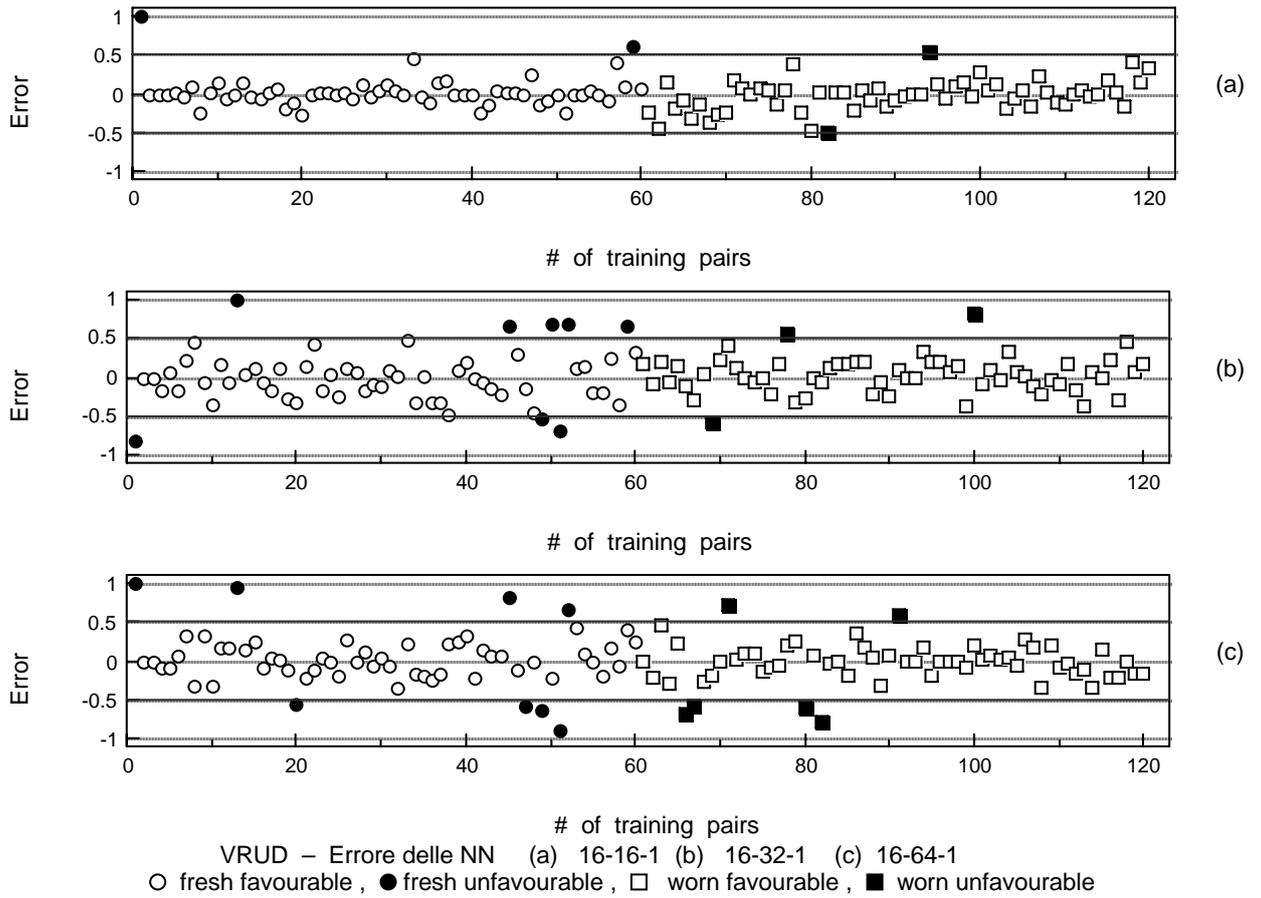
SMC – Errore delle NN (a) 16-16-1 (b) 16-32-1 (c) 16-64-1
 ○ fresh favourable , ● fresh unfavourable , □ worn favourable , ■ worn unfavourable



VRUD – Errore delle NN (a) 4-4-1 (b) 4-8-1 (c) 4-16-1
 ○ fresh favourable , ● fresh unfavourable , □ worn favourable , ■ worn unfavourable



VRUD – Errore delle NN (a) 8-8-1 (b) 8-16-1 (c) 8-32-1
 ○ fresh favourable , ● fresh unfavourable , □ worn favourable , ■ worn unfavourable



III.12 Percentuali di conformità

Sono state calcolate le percentuali di conformità ossia le percentuali di successo delle reti neurali, denominate *Success Rate (SR)*, delle due componenti della forza F_y e F_z e dell'EA per ognuno dei tre materiali e per ogni configurazione delle reti neurali artificiali elaborata.

Success Rate (%) delle due componenti della forza F_y e F_z

Materiale	VRUD			
	Configurazioni	F_y	F_z	Media
	4-4-1	94	95	94
	4-8-1	89	95	92
	4-16-1	88	91	89
	8-8-1	94	100	97
	8-16-1	95	91	93
	8-32-1	95	98	97
	16-16-1	94	95	95
	16-32-1	95	100	98
	16-64-1	91	95	93

Materiale	SMC			
	Configurazioni	F_y	F_z	Media
	4-4-1	82	82	82
	4-8-1	73	80	77
	4-16-1	74	72	73
	8-8-1	87	72	79
	8-16-1	85	65	75
	8-32-1	83	67	75
	16-16-1	97	73	85
	16-32-1	95	78	87
	16-64-1	93	73	83

Materiale	CRUD			
	Configurazioni	Fy	Fz	Media
	4-4-1	70	40	54
	4-8-1	44	26	35
	4-16-1	41	53	47
	8-8-1	73	33	53
	8-16-1	62	32	47
	8-32-1	53	21	37
	16-16-1	77	61	64
	16-32-1	73	51	62
	16-64-1	65	95	80

Analizzando i risultati ottenuti possiamo concludere che:

Nel caso del VRUD: si è avuta una **alta** identificazione delle condizioni dell'utensile con i tre diversi valori di parametri caratteristici di ingresso.

- Per 4 parametri di ingresso la migliore configurazione è stata: 4-4-1, dove si ha per Fy il 94% e per Fz il 95% di successo.
- Per 8 parametri di ingresso la migliore configurazione è stata: 8-16-1, dove si ha per Fy il 95% e per Fz il 98% di successo.
- Per 16 parametri di ingresso la migliore configurazione è stata: 16-32-1, dove si ha per Fy il 95% e per Fz il 100% di successo.

Osserviamo che le altre configurazioni ottenute si discostano di poco da valori scelti come migliori. Comunque la configurazione che ha avuto i migliori risultati rispetto a tutte le altre è stata: 16-32-1.

Nel caso del SMC: si è avuta una **alta** identificazione delle condizioni dell'utensile con i tre diversi valori di parametri caratteristici di ingresso.

- Per 4 parametri di ingresso la migliore configurazione è stata: 4-4-1, dove si ha per Fy il 82% e per Fz il 82% di successo.
- Per 8 parametri di ingresso la migliore configurazione è stata: 8-8-1, dove si ha per Fy il 87% e per Fz il 72% di successo.
- Per 16 parametri di ingresso la migliore configurazione è stata: 16-32-1, dove si ha per Fy il 95% e per Fz il 78% di successo.

Osserviamo che le altre configurazioni ottenute si discostano di poco da valori scelti come migliori. Comunque la configurazione che ha avuto i migliori risultati rispetto a tutte le altre è stata: 16-32-1.

Nel caso del CRUD: si è avuta una **bassa** identificazione delle condizioni dell'utensile con i tre diversi valori di parametri caratteristici di ingresso (soprattutto per la componente Fz).

- Per 4 parametri di ingresso la migliore configurazione è stata: 4-4-1, dove si ha per Fy il 70% e per Fz il 40% di successo.
- Per 8 parametri di ingresso la migliore configurazione è stata: 8-8-1, dove si ha per Fy il 73% e per Fz il 33% di successo.
- Per 16 parametri di ingresso la migliore configurazione è stata: 16-64-1, dove si ha per Fy il 65% e per Fz il 95% di successo.

Comunque la configurazione che ha avuto i migliori risultati rispetto a tutte le altre è stata:

16-64-1

Success Rate (%) dell'emissione acustica

Materiale	VRUD
Configurazioni	EA
4-4-1	92
4-8-1	88
4-16-1	85
8-8-1	77
8-16-1	51
8-32-1	51
16-16-1	97
16-32-1	91
16-64-1	88

Materiale	SMC
Configurazioni	EA
4-4-1	90
4-8-1	87
4-16-1	85
8-8-1	87
8-16-1	87
8-32-1	57
16-16-1	88
16-32-1	89
16-64-1	87

Materiale	CRUD
Configurazioni	EA
4-4-1	92
4-8-1	92
4-16-1	90
8-8-1	87
8-16-1	72
8-32-1	68
16-16-1	87
16-32-1	78
16-64-1	72

Analizzando i risultati ottenuti possiamo concludere che:

Nel caso del VRUD: si è avuta una **buona** identificazione delle condizioni dell'utensile con i tre diversi valori di parametri caratteristici di ingresso.

- Per 4 parametri di ingresso la migliore configurazione è stata: 4-4-1, dove si ha il 92% di successo.
- Per 8 parametri di ingresso la migliore configurazione è stata: 8-8-1, dove si ha il 77% di successo.
- Per 16 parametri di ingresso la migliore configurazione è stata: 16-16-1, dove si ha il 97% di successo.

Osserviamo che le altre configurazioni ottenute si discostano abbastanza dai valori scelti come migliori. La configurazione che ha avuto i migliori risultati rispetto a tutte le altre è stata: 16-16-1 con il 97% di successo

Nel caso del SMC: si è avuta una **alta** identificazione delle condizioni dell'utensile con i tre diversi valori di parametri caratteristici di ingresso.

- Per 4 parametri di ingresso la migliore configurazione è stata: 4-4-1, dove si ha il 90% di successo.
- Per 8 parametri di ingresso la migliore configurazione è stata: 8-8-1, dove si ha l'87% di successo.
- Per 16 parametri di ingresso la migliore configurazione è stata: 16-32-1, dove si ha l'89% di successo.

Osserviamo che le altre configurazioni ottenute si discostano di poco da valori scelti come migliori (a differenza del VRUD). La configurazione che ha avuto i migliori risultati rispetto a tutte le altre è stata: 4-4-1 con il 90% di successo

Nel caso del CRUD: si è avuta una **alta** identificazione delle condizioni dell'utensile con i tre diversi valori di parametri caratteristici di ingresso.

- Per 4 parametri di ingresso la migliore configurazione è stata: 4-4-1, dove si ha il 92% di successo.
- Per 8 parametri di ingresso la migliore configurazione è stata: 8-8-1, dove si ha l'87% di successo.
- Per 16 parametri di ingresso la migliore configurazione è stata: 16-16-1, dove si ha il l'87% di successo.

Osserviamo che le altre configurazioni ottenute si discostano di poco da valori scelti come migliori (a differenza del VRUD). La configurazione che ha avuto i migliori risultati rispetto a tutte le altre è stata: 4-4-1 con il 92% di successo.

III.13 Reti neurali non supervisionate applicate alle due componenti della forza

Per le due componenti della forza F_y e F_z la presa di decisioni è stata effettuata anche con reti neurali non supervisionate (Self Organizing Maps – Mappe SOM).

A differenza delle reti ad apprendimento supervisionato, nelle quali l'operatore sceglie gli esempi con cui effettuare l'addestramento assegnando sia i vettori di ingresso sia quelli di uscita, le reti ad apprendimento non supervisionato ricevono solo vettori nella fase di ingresso.

Le Self Organizing Maps, quindi, possono essere considerate dei classificatori le cui classi sono disposte su un reticolo bidimensionale. Grazie a questo reticolo la mappa auto-organizzante mantiene la topologia dello spazio degli ingressi. Ciò significa che se i due ingressi si trovano vicini, vengono raggruppati o nella stessa classe o in classi vicine sul reticolo bidimensionale, al contrario quelli dissimili siano posti lontani. A maggior differenza corrisponde quindi maggiore distanza fisica sulla mappa.

La configurazione finale dei pesi dei singoli neuroni permette di suddividere gli elementi forniti in ingresso in raggruppamenti di similarità che ne rappresentano una classificazione.

La Unified Distance Matrix o anche U-Matrice è il metodo più usato per visualizzare una mappa SOM: le distanze di ogni unità di mappa da ogni neurone confinante sono calcolate e visualizzate usando una rappresentazione per la matrice, per esempio immagini a colori o a toni di grigio. I colori nella mappa possono essere selezionati in modo tale che, per esempio, più sono simili i colori più la distanza è piccola.

Il vettore di ingresso (stimolo) è costituito dalle due componenti, F_y e F_z , della forza di taglio e dallo spessore di materiale da asportare t , costituendo un vettore a 3-componenti $\{F_y, F_z, t\}$.

Ad ogni stimolo è stato associato con il suo corrispondente valore codificato dello stato dell'utensile (**affilato = fresh, usurato = worn**).

I parametri utilizzati per le reti SOM nella fase di inizializzazione sono stati:

Dimensione della SOM per $x = 6$ e dimensione della SOM $y = 6$, forniscono una mappa iniziale di dimensione $6*6$; Topologia: Hexa; Neighborhood Function: Bubble; Initialization Type: Random; Preprocessing Method: None; Random Seed: 123.

Nella fase di addestramento, sono stati utilizzati i seguenti parametri: Learning Rate = 0.05; Function Type: Linear; Neighborhood Radius Start: 0; Neighborhood Radius Stop: 0; Training Length: 250, 1000, 10000, 20000; Preprocessing Method: None.

La mappa SOM $3-6*6$ appena descritta è stata utilizzata per ogni prova sperimentale e per ogni tipologia di materiale. La sequenza di vettori di ingresso a 3-componenti fornisce un insieme variabile di stimoli che dipende dal materiale considerato (36 per CRUD, 24 per VRUD, and 24 per SMC) e che viene applicato alla mappa SOM per l'addestramento e la verifica mediante il metodo del leave-k-out con $k = 1$.

Dopo l'addestramento è importante verificare la mappa SOM si sia adattata all'insieme dei dati di addestramento. Quindi, la mappa SOM è stata verificata utilizzando l'insieme di

addestramento. Alla fine della fase di verifica, è stato ottenuto il numero dei vettori assegnati a ogni nodo e la corrispondente condizione dell'utensile codificata (affilato o usurato).

Le Figure 3.27 – 3.30, ottenute dalle prove di taglio per il CRUD, mostrano la U-matrice per una mappa SOM non addestrata, inizialmente addestrata (250 training steps), e addestrata in modo ottimale.

La U-matrice permette di visualizzare le similarità tra le unità della mappa. A ogni unità di mappa viene assegnata una tonalità di colore e unità di mappa simili avranno lo stesso colore. Nelle Figure 3.27 – 3.34 la scala dei colori si riferisce alla componente della forza F_y .

Dalla Figura 3.27, è possibile vedere che i casi di addestramento per CRUD sono distribuiti casualmente all'interno della U-matrice della corrispondente mappa SOM non addestrata. La Figura 3.28 mostra che dopo 250 passi iniziali di addestramento vi è la formazione di un raggruppamento iniziale dei casi del CRUD. Il processo di raggruppamento viene ottimizzato dopo 20.000 passi di apprendimento come mostrato nelle Figure 3.29 e 3.30.

Nelle Figure 3.29 – 3.34, i risultati dei casi di verifica per condizione di utensile affilato (fresh) e usurato (worn) sono illustrati mediante U-matrici della mappa SOM ottimamente addestrata relativi a CRUD (Figure 3.29 e 3.30), VRUD (Figure 3.31 e 3.32), e SMC (Figure 3.33 e 3.34).

Per tutte le prove il vettore di verifica è stato correttamente collocato nella unità di mappa del materiale considerato, alla corrispondente condizione dell'utensile portando un tasso di successo pari al 100% nella identificazione delle reti neurali SOM della condizione dell'utensile durante le lavorazioni di materiali compositi.



Figura 3.27: Untrained 3-6*6 SOM. Materiale: CRUD

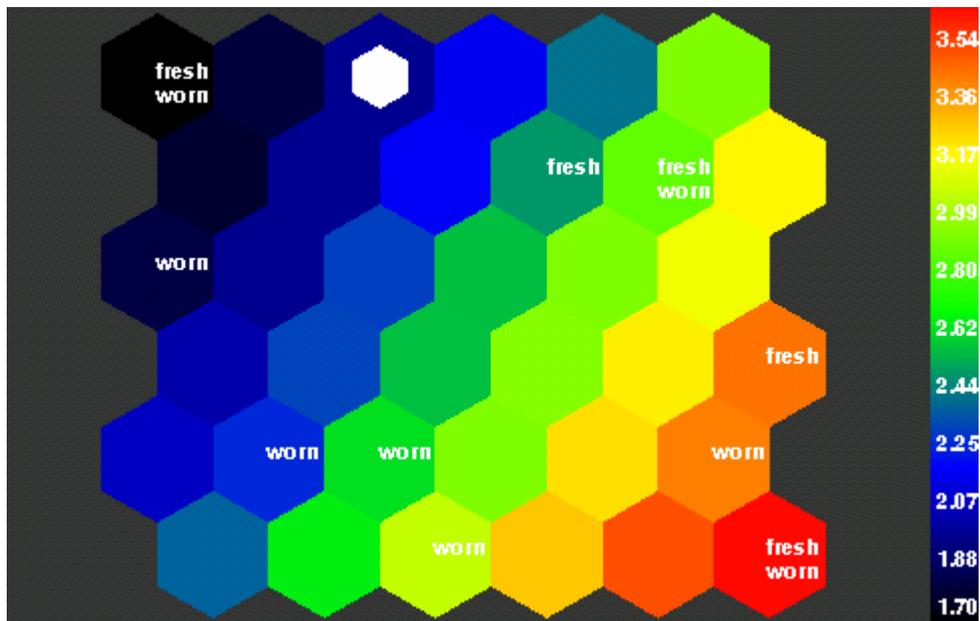


Figura 3.28: 250 step trained 3-6*6 SOM. Materiale: CRUD



Figura 3.29: 20000 step trained 3-6*6 SOM.
Materiale: CRUD. Caso utensile affilato: “fresh_test”



Figura 3.30: 20000 step trained 3-6*6 SOM.
 Materiale: CRUD. Caso utensile usurato: “worn_test”



Figura 3.31: 20000 step trained 3-6*6 SOM.
 Materiale: VRUD. Caso utensile affilato: “fresh_test”



Figura 3.32: 20000 step trained 3-6*6 SOM.
 Materiale: VRUD. Caso utensile usurato: “worn_test”



Figura 3.33: 20000 step trained 3-6*6 SOM.
 Materiale: SMC. Caso utensile affilato: “fresh_test”



Figura 3.34: 20000 step trained 3-6*6 SOM.
 Materiale: SMC. Caso utensile usurato: “worn_test”.

III.14 Confronto tra le due tipologie di reti neurali utilizzate

Addestramento supervisionato

Nel caso del VRUD: si è avuta una **alta** identificazione delle condizioni dell'utensile con i tre diversi valori di parametri caratteristici di ingresso (4, 8, 16) per entrambe le componenti della forza di taglio (F_y , F_z). Comunque la configurazione che ha avuto i migliori risultati rispetto a tutte le altre è stata: 16-32-1, dove si ha per F_y il 95% e per F_z il 100% di successo.

Nel caso del SMC: si è avuta una **alta** identificazione delle condizioni dell'utensile con i tre diversi valori di parametri caratteristici di ingresso (4, 8, 16) per entrambe le componenti della forza di taglio (F_y , F_z). Comunque la configurazione che ha avuto i migliori risultati rispetto a tutte le altre è stata: 16-32-1, dove si ha per F_y il 95% e per F_z il 78% di successo.

Nel caso del CRUD: si è avuta una **bassa** identificazione delle condizioni dell'utensile con i tre diversi valori di parametri caratteristici di ingresso (soprattutto per la componente F_z). Comunque la configurazione che ha avuto i migliori risultati rispetto a tutte le altre è stata: 16-64-1, dove si ha per F_y il 65% e per F_z il 95% di successo.

Addestramento non supervisionato

I risultati ottenuti mediante le reti neurali non supervisionate, SOM, mostrano un eccellente gruppo di separabilità dei dati e conseguente identificazione della condizione dell'utensile per le tre tipologie di materiale considerate.

Per tutte le prove il vettore di verifica è stato correttamente collocato nella unità di mappa del materiale considerato, alla corrispondente condizione dell'utensile portando un tasso di successo pari al 100% nella identificazione delle reti neurali SOM della condizione dell'utensile durante le lavorazioni di materiali compositi.

Su queste basi potrà essere sviluppata una procedura per l'identificazione in tempo reale della condizione dell'utensile nel campo delle applicazioni industriali

CAPITOLO IV

Monitoraggio Sensoriale della Forma del Truciolo

IV.1 Introduzione

Uno degli aspetti critici che influenzano l'efficacia dei processi di taglio dei metalli è rappresentato dal monitoraggio e controllo della forma del truciolo. Le normali variazioni dei processi di lavorazione, dovute all'inerente variazione delle proprietà meccaniche del materiale (espansione termica, sviluppo dell'usura dell'utensile, ecc.), possono produrre cambiamenti della forma del truciolo o del pezzo lavorato durante la lavorazione.

Significativi problemi di finitura superficiale, precisione del pezzo prodotto e vita utile dell'utensile possono essere determinati anche da modeste variazioni della forma del truciolo. Inoltre, forme di truciolo non accettabili possono essere causa di incidenti al personale e di danni agli utensili, ai prodotti e alle macchine.



Tutti questi effetti negativi possono portare a incrementi di costo dovuti a scarti, tempi di lavorazione eccessivi e ritardi nella consegna dei prodotti. Efficaci sistemi di monitoraggio e controllo della forma del truciolo sono perciò necessari per garantire la generazione di

tipologie di truciolo favorevoli che possano essere facilmente e rapidamente evacuate dalla zona di lavorazione. Ciò contribuirebbe al miglioramento dell'affidabilità del processo di taglio, alla realizzazione di superfici lavorate di elevata qualità, all'incremento della produttività nelle operazioni di taglio, all'aumento della sicurezza delle lavorazioni (compresa la sicurezza degli operatori), degli utensili e delle macchine, alla facilitazione delle procedure di selezione automatica di utensili e condizioni di taglio da parte di sistemi CAPP, alla realizzazione di lavorazioni con supervisione umana ridotta o addirittura assente, all'ottimizzazione di operazioni di taglio in cui l'asportazione del truciolo risulta difficile a causa dell'elevata velocità di taglio, dell'ampia gamma di materiali in lavorazione, e di materiali in lavorazione con alta resistenza o alta tenacità.

Le tipologie di truciolo ottenibili durante i processi di lavorazione sono schematizzate nella tabella sottostante conformemente alla norma ISO 3685 e sono suddivise in forme del truciolo **favorevoli** e **sfavorevoli**.

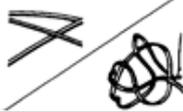
Cutting		Favourable	Unfavourable	
Straight	1 Ribbon Chips	1.2 Short 		1.1 Long/1.3 Snarled 
		2 Tubular Chips	2.2 Short 	2.1 Long 
Mainly up curling	3 Spiral Chips			3.1 Flat/3.2 Conical 
		Mainly Side curling	4 Washer type Chips	4.2 Short 
Up and Side Curling	5 Conical Helical Chips			5.2 Short 
		6 Arc Chips	6.2 Loose/6.1 Conn 	
7-8 Natural Broken Chips		7 Elemental 		8 Needle 

Tabella ISO 3685

La problematica che vogliamo affrontare in questo capitolo è quella di sviluppare un monitoraggio sensoriale della forma del truciolo durante un processo di tornitura cilindrica di un acciaio al carbonio analizzando ed elaborando segnali sensoriali di forza di taglio e utilizzando le reti neurali per la presa di decisione sulla forma di truciolo.

Per questo motivo sono state realizzate le seguenti fasi:

1. **Campionamento del segnale in ingresso (acquisizione vettore di misura)**
2. **Selezione ed estrazione dei parametri caratteristici dal vettore di misura (estrazione del vettore di caratteristiche)**
3. **Classificazione nello spazio parametrico ad n dimensioni per la presa di decisioni sullo stato del processo (riconoscimento di configurazioni) mediante reti neurali artificiali**

Sono state affrontate due differenti procedure mediante reti neurali artificiali per la classificazione della forma del truciolo. Precisamente:

- **Nella prima procedura l'identificazione delle forme del truciolo è avvenuta secondo la singola tipologia della forma truciolo (ad esempio, le forme del truciolo: *sarled*, *short*, *long*, sono state identificate singolarmente)**
- **Nella seconda procedura l'identificazione delle forme del truciolo è avvenuta secondo due classi: favorevoli e sfavorevoli.**

IV.2 Lavorazioni per asportazione di truciolo

Le tecniche di fonderia e le lavorazioni per deformazione plastica, atti a produrre oggetti di dimensione, forma e finitura assegnate. presuppongono un movimento opportuno di molecole all'interno del materiale, negli stati liquido o solido. Tuttavia, ambedue i procedimenti presentano limitazioni e, in un certo numero di situazioni, nessuno dei due risulta adeguato.

Le tecniche di fonderia pongono severi ostacoli, dal punto di vista dell'accuratezza della finitura, e delle proprietà del materiale, mentre la lavorazione per deformazione può risultare poco pratica, o quando il pezzo è molto grande (e richiede forze di deformazione molto ingenti, e macchinari molto grossi), o se il materiale non è adatto per la deformazione.

Oltre a questi aspetti, la *complessità geometrica* del pezzo finale può rendere questi metodi nuovamente non applicabili.

I suddetti problemi possono essere superati usando un metodo tale, da consentirci di ottenere le proprietà desiderate attraverso la rimozione del materiale in eccesso, sotto forma di **trucioli**, dal semilavorato originale (di forma e taglia opportune).

Nella maggior parte dei casi, una rimozione su scala più larga non è possibile, per motivi di carattere geometrico o per la mole coinvolta.

Un siffatto processo viene definito “*per asportazione di truciolo*”, ed è forse il processo di fabbricazione più versatile. Il corpo che rimuove il materiale in eccesso, mediante un contatto meccanico diretto, è chiamato *utensile da taglio*, e la macchina che imprime i moti relativi necessari, tra il pezzo e l’utensile, è comunemente nota come *macchina utensile*.

Dal momento che la rimozione di materiale prende corpo unicamente sotto forma di truciolo di piccole dimensioni, la lavorazione di una determinata superficie richiede uno spostamento continuo, verso la parte non ancora tagliata, ad una velocità opportuna. Il movimento relativo (tra il pezzo da lavorare e l’utensile) cui è imputabile l’azione di taglio, è detto *moto primario*, o *moto di taglio*, mentre quello responsabile del graduale spostamento verso la parte da tagliare viene definito *moto secondario*, o *moto di avanzamento*. A seconda della natura di tali moti è possibile produrre vari tipi di superfici.

Descrizione delle lavorazioni per asportazione di truciolo più diffuse:

I) *Limatura e piallatura*

In queste lavorazioni si ottiene una superficie piana. Nel corso della limatura, all’utensile (*lima*) viene impresso un moto alternato, e dopo ogni sforzo di taglio (Figura 4.1) il pezzo è fatto avanzare perpendicolarmente (durante il moto di rientro della lima, per una piccola distanza), allo scopo di presentare all’utensile un nuovo strato di materiale da tagliare. Dal momento che in questo caso il taglio non è continuo, tale lavorazione è definita “a taglio intermittente”.

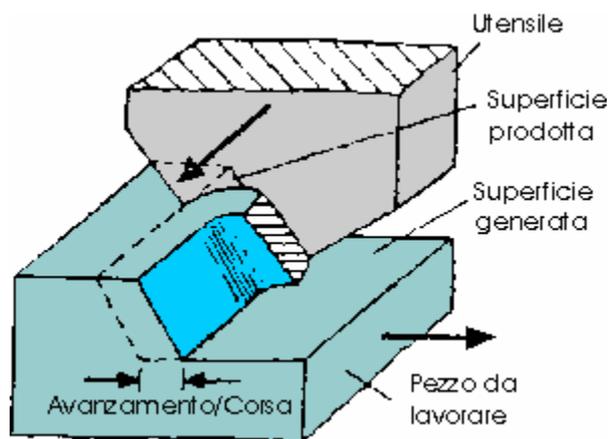


Figura 4.1: Limatura

Per un pezzo di elevata lunghezza, diventa poco funzionale praticare lunghi movimenti di taglio con le modalità viste nel caso della limatura. In tal caso, il moto di taglio viene impresso al pezzo, montato su una tavola porta-pezzo mobile, mentre l’utensile, detto *pialla*, determina l’avanzamento; questa lavorazione è nota come *piallatura*. La sua configurazione geometrica è la stessa della limatura.

II) *Tornitura*

E’ questa un’operazione davvero fondamentale, che produce superfici di forma cilindrica. Ovviamente, attraverso la tornitura delle basi, può essere ottenuta anche una superficie piana. La macchina utensile impiegata per questo tipo di lavorazione è il *tornio*. La Figura

4.2 mostra una tipica operazione di tornitura, in cui un pezzo avente forma di barra cilindrica viene fatto ruotare attorno al suo asse di simmetria.

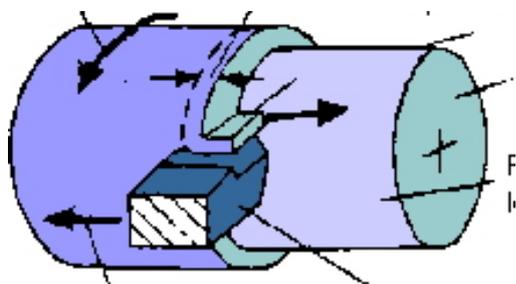


Figura 4.2: Tornitura

L'*utensile da tornio* possiede un moto d'avanzamento parallelo a detto asse. Pertanto, è facile verificare che, rispetto al pezzo, l'utensile presenta un moto elicoidale che gli consente di incontrare sempre uno strato non ancora tagliato. In questo caso, la lavorazione è di tipo continuo, e comporta, per il pezzo, una riduzione del diametro ed una nuova superficie laterale. Quando invece l'utensile è fatto avanzare lungo la base, in direzione radiale (Figura 4.2), ciò comporta la produzione di una superficie piana ed una riduzione della lunghezza del pezzo.

III) Foratura

Viene usata allo scopo di praticare un foro in un corpo solido. La Figura 4.3 mostra schematicamente l'operazione. Il moto di taglio è fornito dai due bordi di taglio attraverso la rotazione della *punta elicoidale*, e l'avanzamento è prodotto imprimendo alla punta un moto rettilineo in direzione assiale. Viene ottenuta complessivamente una superficie interna cilindrica.

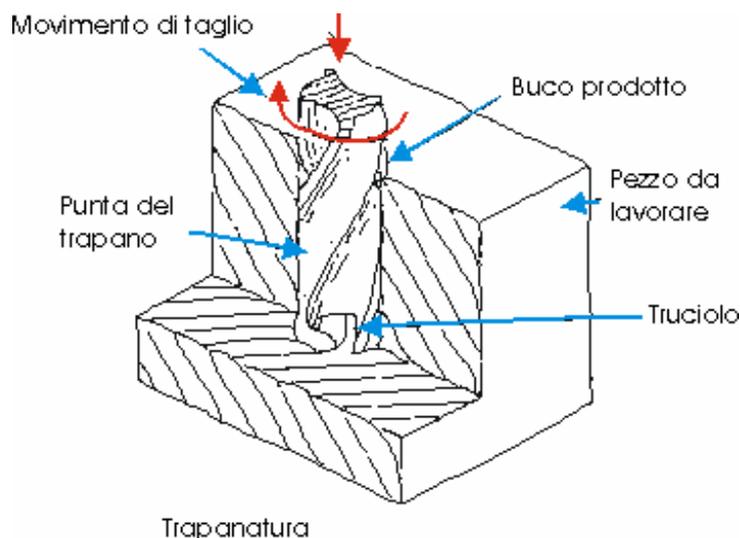


Figura 4.3: Foratura

IV) *Fresatura*

È una lavorazione versatile, che può produrre vari tipi di superfici. Un'operazione di fresatura su lastra piana è illustrata in Figura 4.4a. L'utensile, solitamente detto *fresa*, possiede un certo numero di bordi di taglio. Alla fresa viene impresso un moto rotatorio circolare, mentre il pezzo è fatto avanzare.



Figura 4.4: Fresatura

V) *Molatura*

Nella molatura, gli utensili da taglio sono costituiti dai bordi affilati dei grani abrasivi della *mola*. Tali grani sono molto numerosi, ed hanno un orientamento e una distribuzione del tutto casuali. Tuttavia, se ci riferiamo ad un particolare grano, la sua azione è quella mostrata in Figura 4.4b. Naturalmente, la dimensione del truciolo asportato dal grano è particolarmente piccola.

IV.2.1 Meccanismi di base delle operazioni di taglio

Durante i vari tipi di lavorazione (limatura, tornitura, foratura, fresatura, molatura) si può osservare la fondamentale analogia nel meccanismo di asportazione di truciolo. In ciascuna di tali operazioni, la natura del processo d'asportazione è simile, e può essere rappresentata come in Figura 4.5.

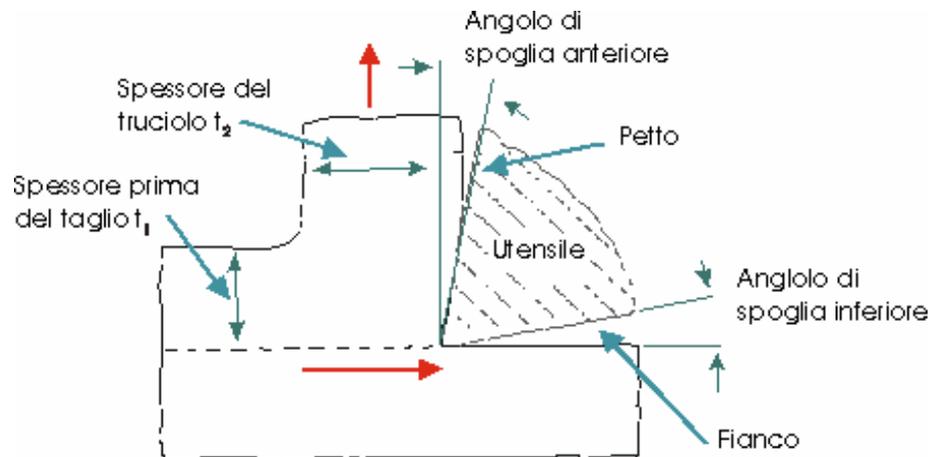


Figura 4.5: Processo di asportazione del truciolo

I parametri fondamentali coinvolti sono:

- (t_1): lo spessore dello strato di materiale da asportare;
- (t_2): lo spessore del truciolo prodotto ($t_2 > t_1$);
- (v_{tr}): la velocità del truciolo (velocità con cui si allontana il truciolo);
- (v): la velocità di taglio (velocità relativa tra pezzo e utensile);
- (α): l'inclinazione della superficie di contatto utensile-truciolo rispetto alla perpendicolare alla velocità di taglio (la superficie dell'utensile in contatto con il truciolo è nota comunemente come *petto* dell'utensile), cioè l'*angolo di spoglia anteriore* (o frontale, o superiore);
- (γ): l'*angolo di spoglia posteriore* (o inferiore), l'angolo formato dalla superficie generata rispetto alla superficie dell'utensile in contatto con la stessa (*fianco* dell'utensile);
- (β): l'angolo dell'utensile, che dipende dalla geometria dell'utensile e costituisce un indice della sua robustezza.

Ovviamente, l'angolo β non può essere né negativo né nullo; allo stesso modo, anche l'angolo γ non può essere negativo (infatti, se così fosse, il fianco entrerebbe nella superficie lavorata), ed inoltre non può essere nemmeno nullo, perché altrimenti ci sarebbe uno strisciamento inaccettabile del fianco dell'utensile sulla superficie lavorata. Infine α può essere sia negativo, che positivo o nullo.

La relazione che lega tra loro i tre angoli in questione si basa sul fatto che, per definizione, la somma di α e γ è il complementare di β a 90° , ovvero:

$$\alpha + \beta + \gamma = 90^\circ$$

Operativamente, γ non deve essere troppo piccolo per evitare strisciamenti tra fianco dell'utensile e pezzo, e contemporaneamente α dovrebbe essere positivo e non piccolo, per facilitare l'inserimento dell'utensile nel pezzo. Tuttavia, queste scelte possono portare ad un valore di β troppo piccolo, il che non è sempre accettabile, in quanto ciò va a discapito della robustezza dell'utensile. Dunque, di volta in volta, è necessario individuare i valori ottimali di questi angoli.

Occorre sottolineare che l'operazione di taglio può essere rappresentata nel piano a due dimensioni (Figura 4.5), solo quando il pezzo e il truciolo si muovono parallelamente al piano del foglio. Nessun componente della velocità, o moto, assumono direzione perpendicolare al piano del foglio. Una tale situazione si realizza quando il tagliente assume la forma di una linea retta perpendicolare alla velocità relativa tra il pezzo e l'utensile.

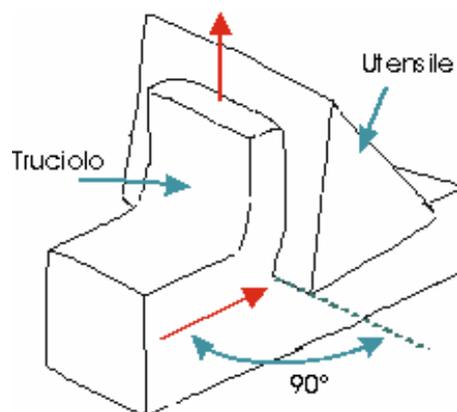


Figura 4.6: Operazione di taglio

La Figura 4.6 mostra un caso ideale. Questo tipo di taglio è noto come *taglio ortogonale*. D'altra parte, quando il tagliente non è perpendicolare alla velocità di taglio, ed il truciolo tende a svergolare (Figura 4.7), allora il pezzo e il truciolo non si muovono in piani paralleli, e la rappresentazione bidimensionale del processo non è più possibile. Una tale operazione di taglio viene detta *taglio obliquo*.

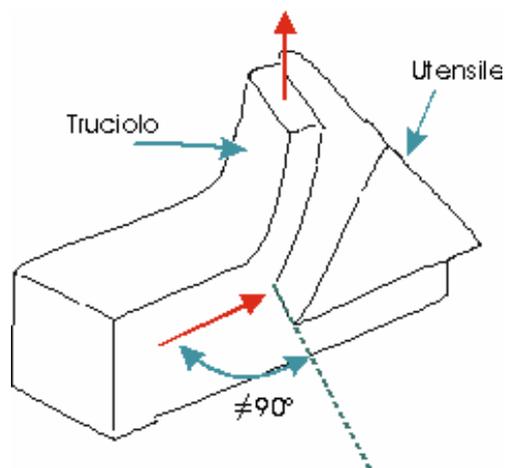


Figura 4.7

E' ovvio che lo studio e l'analisi di un'operazione di taglio ortogonale è molto più semplice. Noi pertanto discuteremo una casistica tratta da questa categoria, quando affronteremo la meccanica fondamentale delle operazioni di taglio. Tuttavia, in un largo numero di situazioni della pratica industriale, le condizioni di taglio ortogonale non sono soddisfatte; un'analisi di quel genere può essere però sufficiente ad ottenere un risultato approssimato, considerando che è sempre possibile ricondursi al taglio obliquo, mediante semplici correttivi di tipo trigonometrico delle formule valide per il taglio ortogonale.

IV.2.2 Meccanismi della formazione del truciolo

Esaminando con attenzione la regione sottoposta all'azione di taglio si può osservare che: lo strato di materiale da asportare assume forma di truciolo dopo aver subito una severa deformazione plastica nella *zona di deformazione primaria* (*primary shear zone*) (Figura 4.8).

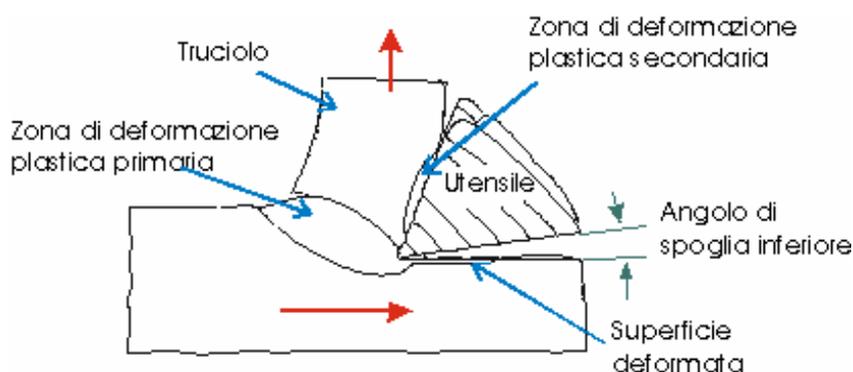


Figura 4.8: Zone di deformazione plastica

Appena dopo la sua formazione, il truciolo scorre sul petto dell'utensile, e la forte aderenza tra quest'ultimo e la superficie di truciolo appena formatasi determina in un certo senso una saldatura. In tal modo, lo strato di truciolo presente lungo questa superficie (e quelli adiacenti), viene sottoposto ad un'ulteriore deformazione plastica, dal momento che continua a scorrere, nonostante il forte attrito. Questa zona prende il nome di *zona di deformazione secondaria* o di aderenza (*secondary shear zone* o *sticking zone*).

In determinate condizioni, l'operazione di taglio procede in maniera armonica e stabile, dando luogo alla formazione di nastri continui di truciolo. Di conseguenza, la superficie generata è liscia ed il consumo di energia non è necessariamente elevato.

A velocità alquanto elevata, l'aumento della temperatura accentua la tendenza del materiale plasticamente deformato ad aderire al petto dell'utensile, e si forma quindi un residuo, sulla punta dell'utensile (Figura 4.9), che prende il nome di *tagliante di riporto* (**built up edge** – **BUE**); esso tende a crescere fino ad una certa dimensione, ma in definitiva si spezza a causa della maggiore forza esercitata su di esso dal materiale adiacente, che continua il suo flusso. I frammenti che si sono spezzati si saldano alla superficie del truciolo, che perciò è caratterizzata da una rifinitura con tracce di rugosità.

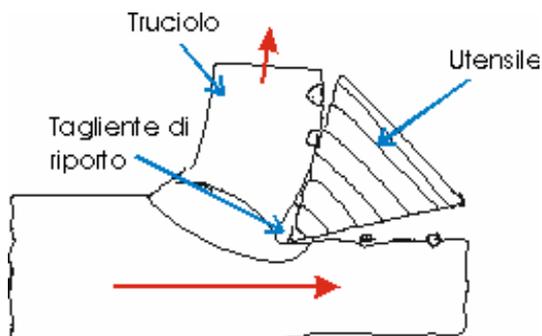


Figura 4.9: Tagliante di riporto

Il tagliante di riporto può però scomparire attraverso un ulteriore aumento della velocità di taglio, oppure usando un fluido da taglio.

Quando la lavorazione viene condotta ad una velocità molto bassa, oppure il materiale da trattare è fragile, l'operazione di taglio, su di esso, non può continuare senza provocare rotture del truciolo. Tali interruzioni si verificano in maniera intermittente, producendo del truciolo non più continuo. La Figura 4.10 illustra il processo di formazione di truciolo discontinuo. La superficie risultante è rugosa.

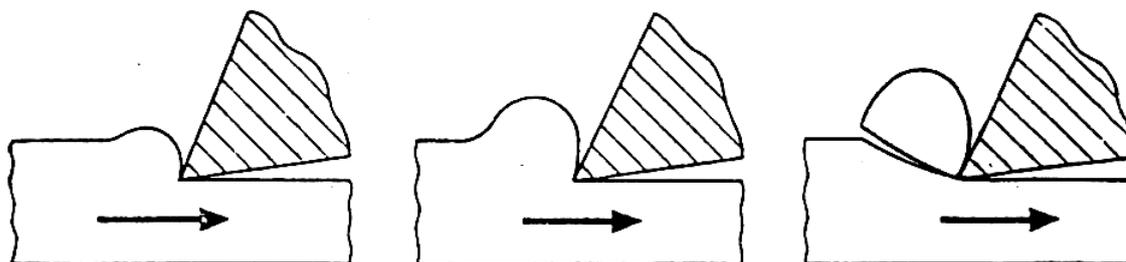


Figura 4.10: Rottura del truciolo

Le condizioni che danno luogo ai vari tipi di truciolo sono le seguenti:

Truciolo continuo senza BUE

- Materiali duttili;
- Piccoli spessori t_1 di materiale da asportare;
- Elevata velocità di taglio;
- Elevati valori di α ;
- Uso di fluidi da taglio.

Truciolo continuo con BUE

- Notevole adesione tra truciolo e petto dell'utensile;
- Bassi valori di α (anche valori negativi);
- Elevati spessori t_1 di materiale da asportare.

Truciolo discontinuo

- Basse velocità di taglio;
- Materiali fragili (si rompono dopo piccole deformazioni);
- Bassi valori di α (anche valori negativi);
- Elevati spessori t_1 di materiale da asportare.

Appare ovvio che le situazioni del primo tipo sono le più desiderabili nella pratica industriale, poiché la lavorazione procede in maniera regolare.

Una analisi delle condizioni effettive della lavorazione, mostrata schematicamente risulta molto difficoltosa. Si può anzitutto cominciare ad osservare che in condizioni normali, a velocità moderata od elevata, lo spessore della regione di scorrimento plastico è molto piccolo, e questa può essere considerata piana (Figura 4.11). Il piano OS in cui si verifica il taglio è detto pertanto **piano di scorrimento plastico** (*shear plane*), e la sua inclinazione rispetto alla superficie lavorata (e alla direzione della velocità di taglio) è detta **angolo di scorrimento plastico** (*shear angle*), ed è indicata con ϕ .

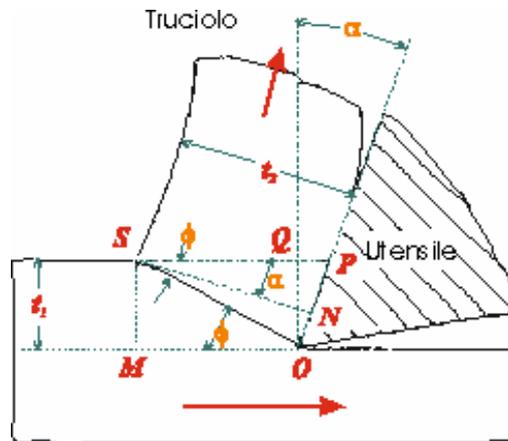


Figura 4.11: Regione di scorrimento plastico

Una valutazione diretta dell'angolo di scorrimento plastico ϕ è decisamente complessa, mentre, al contrario, t_1 e t_2 possono essere misurati con facilità. Per determinare una relazione tra t_1 , t_2 , α e ϕ , tracciamo due linee, a partire dal punto S, perpendicolari alla superficie lavorata (o alla direzione della velocità di taglio) e al petto dell'utensile, rispettivamente SM e SN. Inoltre, la linea SP viene tracciata parallelamente a OM, mentre sia Q il punto di intersezione di SP con la normale ad OM a partire da O (cioè la perpendicolare alla velocità di taglio nel punto O). Considerando i due triangoli rettangoli SNO e QPO, otteniamo:

$$\hat{P\hat{S}N} = \hat{P\hat{O}Q} = \alpha, \text{ o anche}$$

$$\hat{N\hat{S}O} = \hat{P\hat{S}O} - \hat{P\hat{S}N} = \phi - \alpha$$

Si ha ancora:

$$\overline{OS} = \frac{\overline{SN}}{\cos(\phi - \alpha)} = \frac{t_2}{\cos(\phi - \alpha)} = \frac{\overline{SM}}{\sin\phi} = \frac{t_1}{\sin\phi}$$

Pertanto:

$$\frac{t_1}{t_2} = \frac{\sin\phi}{\cos(\phi - \alpha)} = r \quad (4.1)$$

dove r è noto come *rapporto di taglio*. L'equazione (4.1) può essere espressa anche nella forma:

$$\tan\phi = \frac{r \cos\alpha}{1 - r \sin\alpha} \quad (4.2)$$

L'intensità della deformazione plastica presente nel processo può essere determinata con facilità a partire dalla Figura 12. Consideriamo un volumetto di materiale indeformato ABSO di spessore Δ , il quale, a causa della presenza dell'utensile, si porta in posizione KLSO. In definitiva, il processo di formazione di truciolo può essere considerato come uno scorrimento plastico continuo del piano OS corrente.

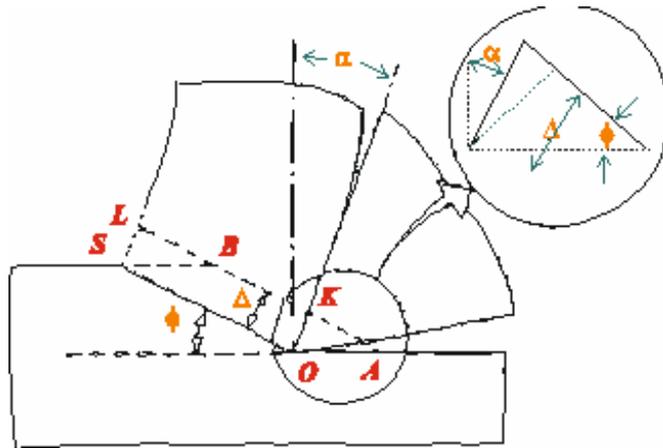


Figura 12: Calcolo della deformazione plastica

Per definizione, l'intensità della deformazione è data da: $\delta = \overline{AK}/\Delta$. In Figura 12 è stato anche mostrato un ingrandimento di una parte della regione di taglio: in essa è stata tracciata la perpendicolare \overline{ON} ad \overline{AK} a partire da O , di lunghezza pari a Δ . Ovviamente, $\hat{KAO} = \phi$. In tal modo:

$$\frac{\pi}{2} + \alpha = \hat{OKA} + \phi \quad \text{o anche} \quad \hat{OKA} = \frac{\pi}{2} + \alpha - \phi$$

Si ha a questo punto:

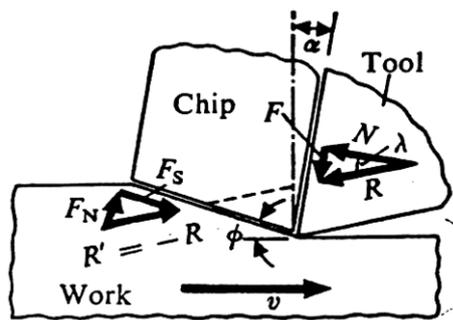
$$\delta = \frac{\overline{AK}}{\Delta} = \frac{\overline{AN} + \overline{NK}}{\overline{ON}} = \cot \phi + \tan K\hat{O}N$$

Pertanto:

$$\delta = \cot \phi + \tan(\phi - \alpha) \quad (4.3)$$

IV.2.3 Meccanica della formazione del truciolo

Già nel 1906 Taylor pubblicò un lavoro “Sull’arte del taglio dei metalli”, che affrontava la questione in maniera empirica; il primo approccio scientifico al problema fu proposto nel 1941 da parte di Ernst e Merchant, i quali considerarono il caso ideale di un singolo piano di scorrimento plastico. In seguito, furono condotte analisi più accurate ed esaustive da vari ricercatori. Tuttavia, la semplice teoria, basata su un modello idealizzato di piano di scorrimento singolo, rimane accettabilmente valida per stimare, almeno in via approssimata, i valori di forza, energia e potenza in gioco, e ciò può essere ritenuto sufficiente per i nostri scopi.



(a) Equilibrium of chip

Figura 4.13: Risultante delle forze

Se consideriamo il truciolo, presente al di sopra del piano di scorrimento plastico, come un corpo rigido in moto con velocità costante, il risultante delle forze agenti su di esso, l’una a partire dal petto dell’utensile, R, l’altra a partire dalla superficie del pezzo lungo il piano di scorrimento plastico, R’, deve essere nullo (Figura 4.13).

La forza complessiva R può essere decomposta in due componenti, N e F, normale e parallela al petto dell’utensile, rispettivamente. Dal momento che F rappresenta la forza d’attrito dovuta alla presenza della componente normale N, possiamo scrivere, secondo la convenzione usuale:

$$\frac{F}{N} = \mu \quad (4.4)$$

in cui μ è il coefficiente d’attrito medio tra l’utensile e il truciolo.

Riferendoci a tale figura, le relazioni che possiamo scrivere sono:

$$F_C = F_S \cos \phi + F_N \sin \phi \quad (4.6a)$$

$$F_T = F_N \cos \phi - F_S \sin \phi \quad (4.6b)$$

$$F = F_C \sin \alpha + F_T \cos \alpha \quad (4.7a)$$

$$N = F_C \cos \alpha - F_T \sin \alpha \quad (4.7b)$$

$$F_S = F_C \cos \phi - F_T \sin \phi \quad (4.8a)$$

$$F_N = F_C \sin \phi + F_T \cos \phi \quad (4.8b)$$

$$R = \frac{F_S}{\cos(\phi + \lambda - \alpha)} \quad (4.9)$$

$$F_C = R \cos(\lambda - \alpha) \quad (4.10a)$$

$$F_T = R \sin(\lambda - \alpha) \quad (4.10b)$$

La misura di F_C e F_T può essere facilmente compiuta con l'ausilio di un dinamometro. Una volta che F_C e F_T sono state determinate sperimentalmente, F_S , F_N , F e N possono essere calcolati agevolmente con l'aiuto delle equazioni (4.7) e (4.8). Di conseguenza, μ può anche essere calcolato a partire dalla relazione:

$$\mu = \frac{F}{N} = \frac{F_C \sin \alpha + F_T \cos \alpha}{F_C \cos \alpha - F_T \sin \alpha} \quad (4.11)$$

Tuttavia, l'analisi precedente riveste un interesse puramente accademico, quindi bisogna tentare di trovare un metodo che ci consenta di calcolare F_C e F_T per via analitica, una volta note le proprietà del materiale e le altre informazioni necessarie. Merchant cercò di riuscirci nel modo seguente.

Se τ_s è il valore critico della sollecitazione di taglio per il materiale in questione, allora la forza di taglio F_S tangente al piano di scorrimento plastico può esser scritta come:

$$F_S = \frac{w t_1 \tau_s}{\sin \phi} \quad (4.12)$$

dove w è la larghezza del taglio, e t_1 è lo spessore dello strato da asportare. Dalle equazioni (4.9) e (4.10a), segue:

$$F_C = \frac{F_S \cos(\lambda - \alpha)}{\cos(\phi + \lambda - \alpha)}$$

Sostituendo l'equazione (4.12) nella precedente, si ottiene:

$$F_C = wt_1\tau_s \cos(\lambda - \alpha) \left[\frac{1}{\text{sen}\phi \cos(\phi + \lambda - \alpha)} \right] \quad (4.13)$$

La potenza assorbita nel corso del taglio del metallo è data da:

$$W = F_C v = vwt_1\tau_s \cos(\lambda - \alpha) \left[\frac{1}{\text{sen}\phi \cos(\phi + \lambda - \alpha)} \right] \quad (4.14)$$

Ora, è noto che la natura cerca sempre di percorrere il cammino di minima resistenza, e perciò, durante un'operazione di taglio, ϕ assume un valore tale da rendere minimo il consumo di energia, o di potenza (W). Poiché v , w , t_1 e α sono quantità note, e se ipotizziamo τ_s e λ costanti quando ϕ varia, e quindi che W è una funzione del solo ϕ , ed è della forma:

$$W(\phi) = \frac{\text{cost.}}{\text{sen}\phi \cos(\phi + \lambda - \alpha)}$$

allora $W(\phi)$ toccherà il punto di minimo in corrispondenza del massimo del denominatore. Derivando il denominatore rispetto a ϕ , ed uguagliando a zero, otteniamo:

$$\cos\phi \cos(\phi + \lambda - \alpha) - \text{sen}\phi \text{sen}(\phi + \lambda - \alpha) = 0$$

o anche:

$$\cos(2\phi + \lambda - \alpha) = 0$$

oppure:

$$2\phi + \lambda - \alpha = \frac{\pi}{2} \quad (4.15)$$

in cui è $\lambda = \tan^{-1} \mu$. Pertanto, l'equazione (4.15) fornisce un modo per determinare ϕ , dato un certo α e un assegnato coefficiente d'attrito fra utensile e truciolo. Sostituendo l'equazione (4.15) nella (4.13), otteniamo:

$$F_C = \frac{2wt_1\tau_s \cos(\lambda - \alpha)}{1 - \text{sen}(\lambda - \alpha)} \quad (4.16)$$

e l'assorbimento di potenza può essere calcolato una volta noto v .

Merchant scoprì che tale teoria produce risultati apprezzabili per il taglio di materiali sintetici plastici, ma si accorda molto poco con i risultati relativi alla lavorazione di metalli: si comprese che in realtà τ_s non è completamente indipendente dalla componente normale della sollecitazione. P.W. Bridgeman mostrò che τ_s può essere espresso come:

$$\tau_S = \tau_{s_0} + k_1 \sigma \quad (4.17)$$

dove k_1 è una costante e σ è la componente normale della sollecitazione agente sul piano di scorrimento plastico. Nel corso del taglio, σ è dato da:

$$\sigma = \frac{F_N}{wt_1 / \sin \phi}$$

Quindi, la sollecitazione di taglio τ_S può essere espressa da:

$$\tau_S = \tau_{s_0} + k_1 \frac{F_N}{wt_1 / \sin \phi}$$

Sulla base del cerchio di Merchant (Figura 4.14), si può scrivere:

$$\frac{F_N}{F_S} = \tan(\phi + \lambda - \alpha)$$

oppure:

$$F_N = F_S \tan(\phi + \lambda - \alpha)$$

Sostituendo tale relazione nell'espressione di τ_S e scrivendo τ_S in termini di F_S , si ottiene:

$$\frac{F_S}{wt_1 / \sin \phi} = \tau_{s_0} + k_1 \frac{F_S \tan(\phi + \lambda - \alpha)}{wt_1 / \sin \phi}$$

o:

$$\frac{F_S}{wt_1 / \sin \phi} [1 - k_1 \tan(\phi + \lambda - \alpha)] = \tau_{s_0}$$

o ancora:

$$F_S = \frac{wt_1 \tau_{s_0}}{\sin \phi [1 - k_1 \tan(\phi + \lambda - \alpha)]}$$

Sostituendo le equazioni (4.9) e (4.10a) nella precedente, si ha:

$$F_C = \frac{wt_1 \tau_{s_0} \cos(\lambda - \alpha)}{\sin \phi [\cos(\phi + \lambda - \alpha) - k_1 \sin(\phi + \lambda - \alpha)]} \quad (4.18)$$

A questo punto, applicando il principio del minimo consumo di energia, si ottiene infine:

$$2\phi + \lambda - \alpha = C_m \quad (4.19)$$

dove $C_m = \cot^{-1} k_1$ è una costante, dipendente dal materiale considerato. Talvolta C_m è anche detta *costante di taglio*.

Questa teoria rivisitata di Merchant si accorda meglio con i dati sperimentali. Si può notare (Figura 4.15) che i diagrammi di ϕ in funzione di $(\lambda - \alpha)$, ottenuti analiticamente in base al modello di Merchant, sono costituiti da varie linee rette aventi la stessa pendenza, e concordano con i risultati sperimentali ottenuti per l'acciaio dolce, il rame ed il piombo.

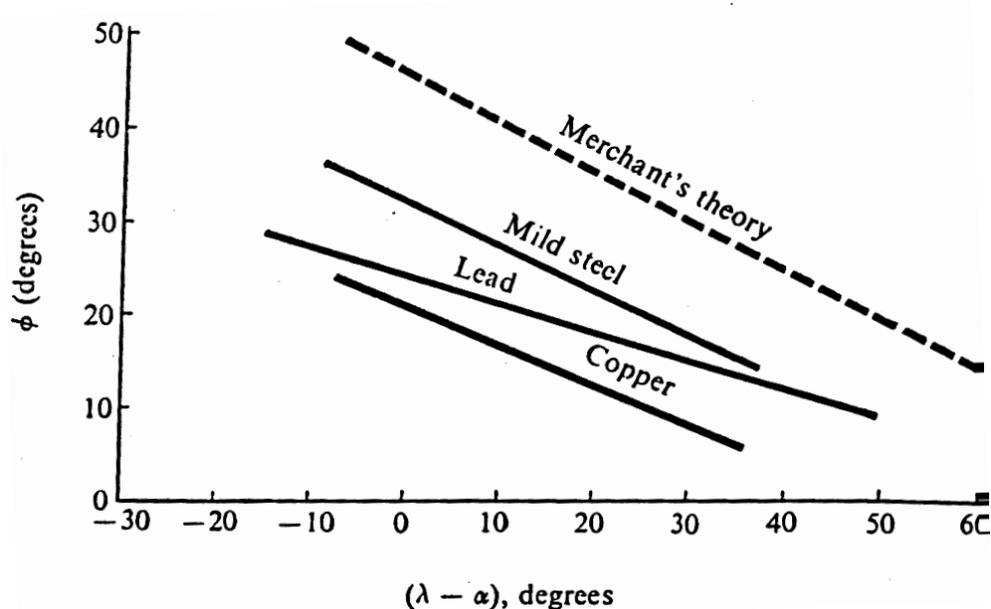


Figura 4.15

Dall'equazione (4.19), appare chiaro che all'aumentare di α , aumenta anche ϕ , e che quando μ (e quindi λ) aumenta, ϕ diminuisce. Inoltre, con l'aumento della velocità di taglio, il coefficiente d'attrito μ diminuisce.

E' appena il caso di ricordare che il valore di ϕ , ottenuto dalla prima equazione di Merchant, è sistematicamente più alto del valore esatto, e che, di conseguenza, le forze così calcolate sono sottostimate.

Le costanti di taglio per vari tipi di materiali ferrosi sono riportate in Tabella. La costante di taglio tende ad aumentare nel caso di lavorazione a freddo.

Materiale di lavorazione (Acciaio laminato a caldo)	C _m (Gradi)
AISI 1010	69.8
AISI 1020	69.6
AISI 1045	78.0
AISI 2340	76.2
AISI 3140	70.6
AISI 4340	74.5
INOSSIDABILE 303	92.0
INOSSIDABILE 304	82.0

Varie altre relazioni, relative agli angoli di scorrimento, sono state sviluppate da ricercatori successivi. Le più importanti sono fornite nella tabella sottostante.

Fonte	Risultato
Ernst e Merchant	$2\phi + \lambda - \alpha = \pi/2$
Merchant, seconda soluzione	$2\phi + \lambda - \alpha = C_m$
Lee e Shaffer	$\phi + \lambda - \alpha = \pi/4$
Stabler	$\phi + \lambda - \alpha/2 = \pi/4$

Se F_c è la forza di taglio, quando la lavorazione viene effettuata ad una velocità v , la potenza assorbita è data da:

$$W = F_c v \tag{4.20}$$

Allo stesso tempo, se t_1 e w sono, rispettivamente, lo spessore di materiale da asportare e la larghezza del taglio, il volume di materiale asportato nell'unità di tempo è allora, in maniera ovvia, wt_1v . L'energia assorbita per la rimozione di una unità di volume del materiale, nota comunemente come *energia specifica*, è data da:

$$U_c = \frac{F_c}{wt_1} \tag{4.21a}$$

$$W = U_c Q \tag{4.21b}$$

dove Q è il volume di materiale asportato. Tale energia specifica costituisce una base di partenza per la stima della potenza necessaria in una determinata lavorazione. Un esame dei vari dati disponibili mostra che U_c varia come una potenza di \tilde{t}_1 :

$$U_c = U_0 \tilde{t}_1^{-0.4} \tag{4.22}$$

dove \tilde{t}_1 è l'ampiezza, misurata in mm, dello spessore di materiale da asportare. Il valore di U_0 è dipendente dal materiale; alcuni valori tipici sono dati in Tabella:

Materiale	Durezza		U_0 (J/mm ³)
	BHN	RC	
ACCIAIO	85-200		1.4
		35-40	1.6
		40-50	1.9
		50-55	2.4
		55-58	4.0
ACCIAIO INOSSIDABILE	135-275	30-45	1.4
			1.6
GHISA	110-190		0.8
	190-230		1.6
LEGHE DI ALLUMINIO	30-150		0.1
RAME		80 RB	1.2
LEGHE DI RAME		10-80 RB	0.8
		80-100 RB	1.2

IV.3 Procedure sperimentali

Le prove sperimentali per il monitoraggio sensoriale della forma del truciolo sono state effettuate, nell'ambito di progetti di collaborazione scientifica internazionale, presso i laboratori delle seguenti università:

- **Warsaw University of Technology, Polonia, (Prof. K. Jemielniak)**
- **University of Kentucky, USA, (Prof. I.S. Jawahir)**

In entrambi i laboratori universitari sono state effettuate prove di **toritura cilindrica su acciaio C45** (AISI 1045) con inserti rivestiti in carburo: grado 4025 (TiCN + Al₂O₃ rivestito) oppure TNMG 332.

I parametri di taglio utilizzati sono stati i seguenti:

Laboratorio della Warsaw University of Technology, Polonia (Prof. K. Jemielniak)

- **Velocità di taglio (m/min):** $V_{c1} = 150; V_{c2} = 250$
- **Velocità di avanzamento (mm/giro):** $f_1 = 0.08; f_2 = 0.13; f_3 = 0.2; f_4 = 0.3$
- **Profondità di passata (mm):** $a_1 = 1; a_2 = 1.5; a_3 = 2; a_4 = 3$

Dalle prove sperimentali, combinando opportunamente i parametri di lavorazione, sono state ottenute **tre** tipologie di forma di truciolo codificate conformemente alla norma ISO 3685:

- **Snarled (2.3.1)**
- **Short (6.2.6)**
- **Short spiral (5.2.1)**

Laboratorio dell'University of Kentucky, USA, (Prof. I.S. Jawahir)

- **Velocità di taglio (m/min):** $V_{c1} = 150; V_{c2} = 200; V_{c3} = 250$
- **Velocità di avanzamento (mm/giro):**
 $f_1 = 0.1; f_2 = 0.2; f_3 = 0.3; f_4 = 0.35; f_5 = 0.4; f_6 = 0.5$
- **Profondità di passata (mm):** $a_1 = 1; a_2 = 1.2; a_3 = 1.3; a_4 = 1.4; a_5 = 1.5$

Dalle prove sperimentali, combinando opportunamente i parametri di lavorazione, sono state ottenute **quattro** tipologie di forma di truciolo codificate conformemente alla norma ISO 3685:

- **Snarled** (1.3.1)
- **Long** (2.2.1 e 4.4.1)
- **Loose** (6.6.2)
- **Short** (4.4.2 e 2.2.2)

IV.4 Sistema di monitoraggio sensoriale per il controllo della forma del truciolo

Il sistema di monitoraggio sensoriale messo a punto per il controllo della forma del truciolo durante la tornitura dell'acciaio C45 comprende:

- Sensore di emissione acustica
- Amplificatore di emissione acustica
- Sensore di forza (piastra dinamometrica)
- Amplificatori della piastra dinamometrica
- Oscilloscopio digitale Le Croy 9400 125 MHz
- Telecamera Canon VC-C4 (zoom ottico 14x)
- Analizzatore di spettro Larsson Davis 2800
- Microfono pre-amplificato di 12.5 mm
- Convertitore A/D NB-A2800, 4 ingressi analogici, frequenza massima di campionamento:
 - singolo canale 1 MHz
 - doppio canale 500 KHz
 - quadruplo canale 250 KHz
- Scheda NB-DMA-2800, composta da una DMA (29 Mbyte/sec) e da una GPIB-IEEE-488 (700 Kbyte/sec)
- PC per l'acquisizione e l'elaborazione dei dati sensoriali

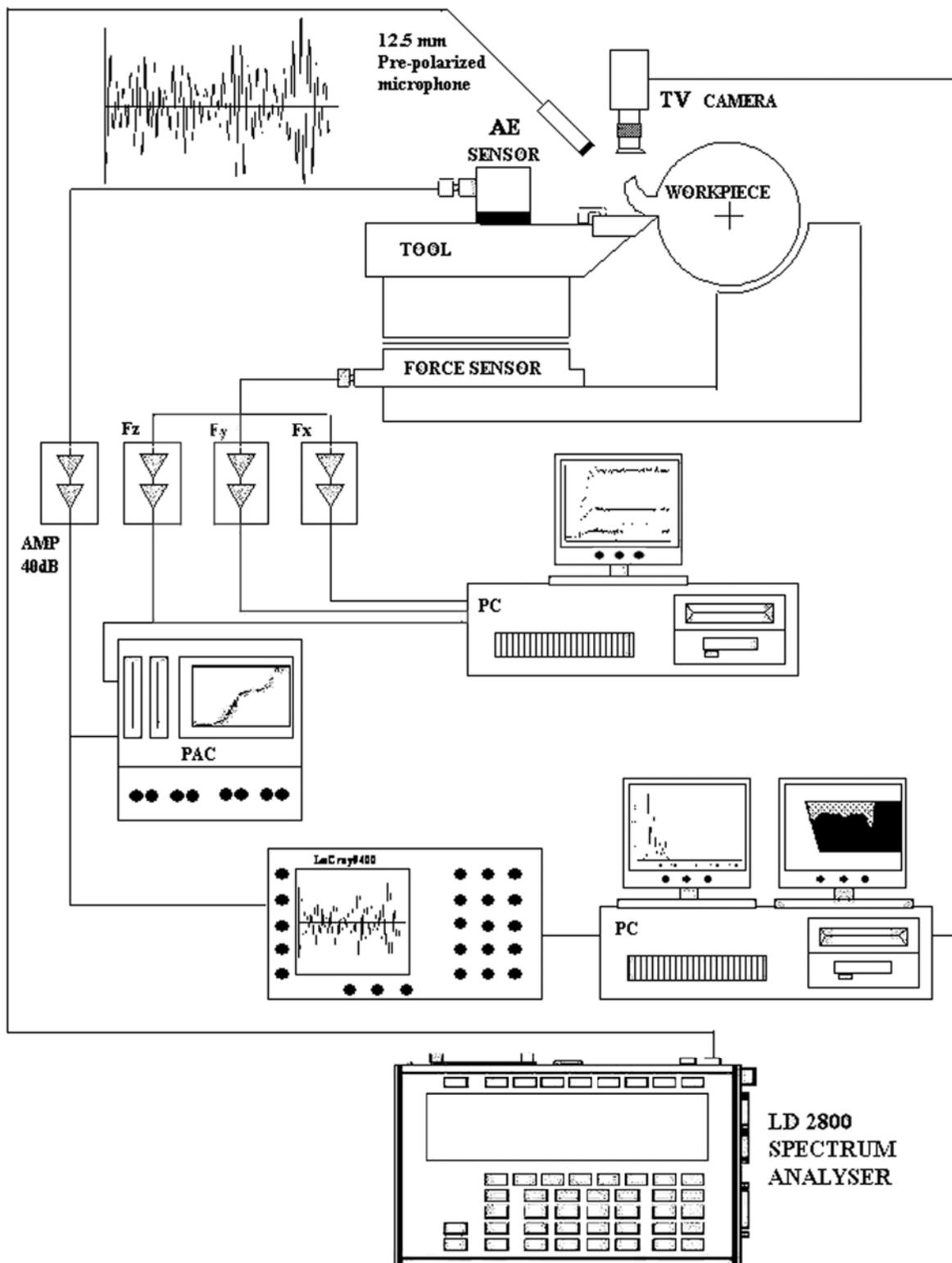


Figura 4.16: Sistema di monitoraggio sensoriale

IV.5 Acquisizione dei segnali sensoriali di forza

Durante le prove di taglio, effettuate con tutte le combinazioni di tali parametri di lavorazione, sono state misurate le tre componenti della forza di taglio mediante l'utilizzo di un dinamometro Kistler 9263:

- F_c : componente nella direzione della velocità di taglio
- F_f : componente nella direzione della velocità di avanzamento
- F_p : componente di spinta nella direzione ortogonale a F_f

Il campionamento dei segnali è avvenuto nel seguente modo:

Warsaw University of Technology

I segnali sensoriali delle tre componenti della forza di taglio sono stati campionati con una frequenza di **2500 Hz** per **3 secondi** (ottenendo quindi **7500 campionamenti**), per **3 ripetizioni** (a, b, c).

Le prove sperimentali sono state effettuate facendo variare i parametri di taglio con tre ripetizioni, quindi per ogni condizione sperimentale identificata da una delle due **velocità di taglio** ($V_{c1} = 150$; $V_{c2} = 250$ m/min); una delle quattro **velocità di avanzamento** ($f_1 = 0.08$; $f_2 = 0.13$; $f_3 = 0.2$; $f_4 = 0.3$ mm/giro); una delle quattro **profondità di passata** ($a_1 = 1$; $a_2 = 1.5$; $a_3 = 2$; $a_4 = 3$ mm), per un totale di **96** prove.

University of Kentucky

I segnali sensoriali delle tre componenti della forza di taglio sono stati campionati con una frequenza di **2000 Hz** per **4.1 secondi**, ottenendo, quindi **8192 campionamenti**.

Le prove sperimentali sono state effettuate facendo variare i parametri di taglio, quindi per ogni condizione sperimentale identificata da una delle tre velocità di taglio ($V_{c1} = 150$; $V_{c2} = 200$; $V_{c3} = 250$ m/min); una delle sei **velocità di avanzamento** ($f_1 = 0.1$; $f_2 = 0.2$; $f_3 = 0.3$; $f_4 = 0.35$; $f_5 = 0.4$; $f_6 = 0.5$ mm/giro); una delle 5 **profondità di passata** ($a_1 = 1$; $a_2 = 1.2$; $a_3 = 1.3$; $a_4 = 1.4$; $a_5 = 1$ mm) per un totale di **180** prove.

IV.6 Analisi dei segnali sensoriali della forza di taglio

Una volta ottenuti i file dei segnali sensoriali delle componenti della forza di taglio, mediante un software dedicato, sviluppato in ambiente LabView, sono stati suddivisi in porzioni per la successiva estrazione di caratteristiche.

Segnali sensoriali di forza della Warsaw University of Technology

Ciascun segnale di forza, ottenuto durante le prove di tornitura cilindrica, è quindi costituito da 7500 campionamenti ottenuti in un tempo di 3 secondi, con una frequenza di campionamento di 2500 Hz.

- Accorpendo le tre ripetizioni, si ottiene un segnale globale di **22500** campionamenti
- Il segnale globale viene poi suddiviso in **15** porzioni (ciascuna di **1500** campionamenti)

Sono stati così costruiti **30** file di partenza (da 22500 campionamenti) per ognuna delle tre componenti della forza di taglio e per ognuna delle due velocità di taglio suddivisi poi in 15 sub-file (da 1500 campionamenti).

Segnali sensoriali di forza della University of Kentucky

Ciascun segnale di forza, ottenuto durante le prove di tornitura cilindrica, è quindi costituito da 8192 campionamenti ottenuti in un tempo di 4.1 secondi, con una frequenza di campionamento di 2000 Hz.

- Il segnale globale viene poi suddiviso in **4** porzioni (ciascuna di **2049** campionamenti) nel seguente modo:

I	dal campione 1 al campione 2048
II	dal campione 2049 al campione 4096
III	dal campione 4097 al campione 6144
IV	dal campione 6145 al campione 8192

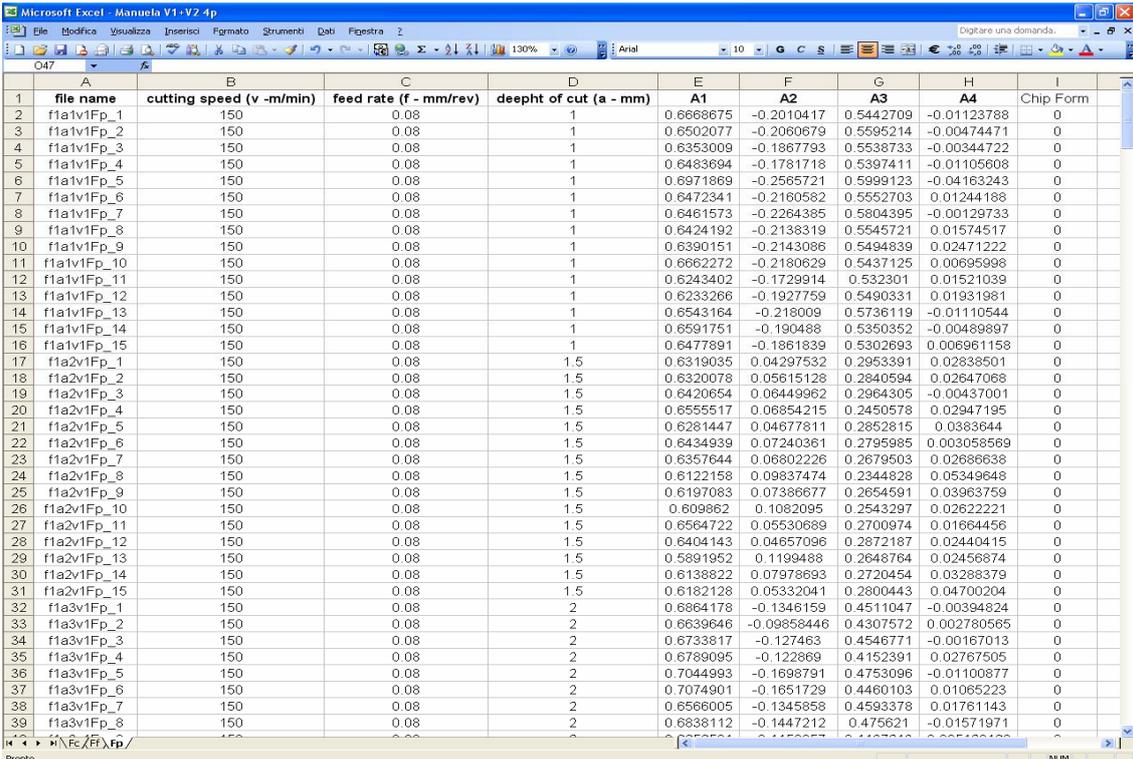
I 90 file di partenza (da 8192 campionamenti) ottenuti per ognuna delle tre velocità di taglio vengono quindi suddivisi in 4 sub-file (da 2048 campionamenti) per un totale di 1048 file.

IV.7 Estrazione di caratteristiche

Ottenuti i file in formato testo contenenti le porzioni di segnale delle tre componenti della forza di taglio, è stata utilizzata una tecnica nota come **metodo parametrico di analisi spettrale** (Capitolo III, par. III.10), che permette di estrarre un numero p di coefficienti predittori estratti direttamente, mediante una **analisi lineare predittiva (LPA)**, dal segnale in esame, detti **parametri**, che permettono di ricostruire il segnale a meno di un errore che tende a zero all'aumentare di p . In questo modo si può ricostruire un segnale utilizzando soltanto p parametri caratteristici.

Sono stati scelti **3** valori di p : **4, 8, 16**; e quindi per ogni porzione del segnale delle tre componenti della forza di taglio sono stati determinati 4, 8, 16 parametri caratteristici del segnale mediante un software dedicato “4par” sviluppato in ambiente Matlab 6 e descritto in dettaglio nel Capitolo III, par. III.10.

Ottenuti i parametri caratteristici, sono stati costruiti dei tabelloni in Excel contenenti i parametri caratteristici estratti per le componenti della forza di taglio e le cui colonne sono ordinate nel seguente modo:



	A	B	C	D	E	F	G	H	I
	file name	cutting speed (v -m/min)	feed rate (f - mm/rev)	deept of cut (a - mm)	A1	A2	A3	A4	Chip Form
1	f1a1v1Fp_1	150	0.08	1	0.6668675	-0.2010417	0.5442709	-0.01123788	0
2	f1a1v1Fp_2	150	0.08	1	0.6502077	-0.2060679	0.5595214	-0.00474471	0
3	f1a1v1Fp_3	150	0.08	1	0.6353009	-0.1867793	0.5538733	-0.00344722	0
4	f1a1v1Fp_4	150	0.08	1	0.6483694	-0.1781718	0.5397411	-0.01105608	0
5	f1a1v1Fp_5	150	0.08	1	0.6971869	-0.2565721	0.5999123	-0.04163243	0
6	f1a1v1Fp_6	150	0.08	1	0.6472341	-0.2160582	0.5552703	0.01244188	0
7	f1a1v1Fp_7	150	0.08	1	0.6461573	-0.2264385	0.5804395	-0.00129733	0
8	f1a1v1Fp_8	150	0.08	1	0.6424192	-0.2138319	0.5545721	0.01574517	0
9	f1a1v1Fp_9	150	0.08	1	0.6390151	-0.2143086	0.5494839	0.02471222	0
10	f1a1v1Fp_10	150	0.08	1	0.6662272	-0.2180629	0.5437125	0.00695998	0
11	f1a1v1Fp_11	150	0.08	1	0.6243402	-0.1729914	0.532301	0.01521039	0
12	f1a1v1Fp_12	150	0.08	1	0.6233266	-0.1927759	0.5490331	0.01931981	0
13	f1a1v1Fp_13	150	0.08	1	0.6543164	-0.2180009	0.5736119	-0.01110544	0
14	f1a1v1Fp_14	150	0.08	1	0.6591751	-0.190488	0.5303052	-0.00489897	0
15	f1a1v1Fp_15	150	0.08	1	0.6477891	-0.1861839	0.5302693	0.006961158	0
16	f1a2v1Fp_1	150	0.08	1.5	0.6319035	0.04297532	0.2953391	0.02838501	0
17	f1a2v1Fp_2	150	0.08	1.5	0.6320078	0.05615128	0.2840594	0.02647068	0
18	f1a2v1Fp_3	150	0.08	1.5	0.6420654	0.06449962	0.2964305	-0.00437001	0
19	f1a2v1Fp_4	150	0.08	1.5	0.6555517	0.06854215	0.2450578	0.02947195	0
20	f1a2v1Fp_5	150	0.08	1.5	0.6281447	0.04677811	0.2852815	0.0383644	0
21	f1a2v1Fp_6	150	0.08	1.5	0.6434939	0.07240361	0.2795985	0.003058569	0
22	f1a2v1Fp_7	150	0.08	1.5	0.6357644	0.06802226	0.2679503	0.02686638	0
23	f1a2v1Fp_8	150	0.08	1.5	0.6122158	0.09837474	0.2344828	0.05349648	0
24	f1a2v1Fp_9	150	0.08	1.5	0.6197083	0.07386677	0.2654591	0.03963759	0
25	f1a2v1Fp_10	150	0.08	1.5	0.609862	0.1082095	0.2543297	0.02822221	0
26	f1a2v1Fp_11	150	0.08	1.5	0.6564722	0.05530689	0.2700974	0.01664456	0
27	f1a2v1Fp_12	150	0.08	1.5	0.6404143	0.04657096	0.2872187	0.02440415	0
28	f1a2v1Fp_13	150	0.08	1.5	0.5891952	0.1199488	0.2648764	0.02456674	0
29	f1a2v1Fp_14	150	0.08	1.5	0.6138822	0.07978693	0.2720454	0.03288379	0
30	f1a2v1Fp_15	150	0.08	1.5	0.6182128	0.05332041	0.2800443	0.04700204	0
31	f1a3v1Fp_1	150	0.08	2	0.6864178	-0.1346159	0.4511047	-0.00394624	0
32	f1a3v1Fp_2	150	0.08	2	0.6639646	-0.09858446	0.4307572	0.002780565	0
33	f1a3v1Fp_3	150	0.08	2	0.6733817	-0.127463	0.4546771	-0.00167013	0
34	f1a3v1Fp_4	150	0.08	2	0.6789095	-0.122869	0.4152391	0.02767505	0
35	f1a3v1Fp_5	150	0.08	2	0.7044993	-0.1698791	0.4753096	-0.01100877	0
36	f1a3v1Fp_6	150	0.08	2	0.7074901	-0.1651729	0.4460103	0.01065223	0
37	f1a3v1Fp_7	150	0.08	2	0.6566005	-0.1345858	0.4593378	0.01761143	0
38	f1a3v1Fp_8	150	0.08	2	0.6838112	-0.1447212	0.475621	-0.01571971	0
39	f1a3v1Fp_9	150	0.08	2	0.6756521	-0.1456667	0.4476714	-0.005166168	0

Risultati ottenuti mediante l'estrazione di caratteristiche

- Prima colonna: Nome della porzione di segnale in esame
- Seconda colonna: Velocità di taglio
- Terza colonna: Profondità di passata
- Quarta colonna: Spessore di materiale da asportare

- Quinta colonna: Parametri caratteristici A_i del segnale in esame (con i che va da 1 a 16 in dipendenza dal numero dei parametri estratti)

- Sesta colonna: **Forma del truciolo codificata**

La codifica interna per le forme del truciolo ottenute durante le prove sperimentali del **Warsaw University of Technology** è la seguente:

- **0 = Snarled**
- **1 = Short**
- **2 = Short Spiral**

Per le forme del truciolo ottenute durante le prove sperimentali del **University of Kentucky** la codifica interna è la seguente:

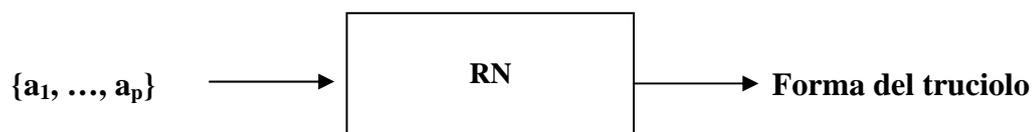
- **0 = Snarled**
- **1 = Long**
- **2 = Loose**
- **3 = Short**

IV.8 Presa di decisioni

Per la presa di decisioni in automatico sulla forma del truciolo in lavorazioni meccaniche per asportazione di materiale sono stati sviluppati di metodi computazionali intelligenti basati su **reti neurali artificiali supervisionate** descritte in dettaglio nel Capitolo II.

Sono state scelte le reti neurali artificiali perché sono particolarmente adatte alla realizzazione di una procedura di **pattern recognition** (riconoscimento di configurazioni) utilizzando i vettori di caratteristiche a p parametri $\{a_1, \dots, a_p\}$ ottenuti mediante l'analisi lineare predittiva del segnale sensoriale.

In definitiva, ad ogni vettore di caratteristiche $\{a_1, \dots, a_p\}$ in ingresso alla rete è stata associata una delle tre forme del truciolo in uscita alla rete.



IV.9 Preparazione dei file di addestramento per reti neurali

La preparazione dei file di addestramento per le reti neurali supervisionate consiste nel raggruppamento di esempi significativi necessari per il processo di addestramento delle reti neurali.

L'addestramento di una rete neurale è caratterizzato da due fasi:

- **fase di apprendimento (learning)**
- **fase di verifica (testing)**

Per ottenere i file di addestramento è stato utilizzato il metodo del '**leave-k-out**'. Se l'insieme dei casi disponibili è pari ad n , tale procedura consiste nell'adottare $n-k$ (con $k < n$) coppie per l'addestramento e le restanti k utilizzarle in fase di interrogazione. Tale procedura viene ripetuta per tutte le k -uple estraibili dall'insieme di partenza.

Nel nostro caso abbiamo scelto $k = 1$.

Per generare il nostro insieme di addestramento con il metodo del '**leave-k-out**' (con $k = 1$) ed è stato utilizzato un programma eseguibile in ambiente Matlab.

Addestramento delle reti neurali

Sono state costruite reti neurali **back-propagation** con addestramento **supervisionato** a tre livelli (ingresso, nascosto, uscita) con le seguenti configurazioni:

1. il livello di ingresso ha un numero di nodi pari al numero dei parametri caratteristici estratti dai segnali delle tre componenti di taglio
2. il numero dei nodi a livello nascosto è in dipendenza dal numero dei nodi di ingresso
3. il livello di uscita ha un solo nodo costituito dal valore codificato associato alla forma del truciolo

Warsaw University of Technology

Sono stati elaborati diversi casi di addestramento in riferimento ai parametri di lavorazione. In particolare:

1. Sono state considerate le due velocità di taglio singolarmente (\mathbf{V}_{c1} ; \mathbf{V}_{c2}) e poi considerate in modo combinato ($\mathbf{V}_{c1} + \mathbf{V}_{c2}$)
2. Per questi due casi (velocità singole, velocità combinate) sono state considerate le 3 componenti delle forze considerate singolarmente (\mathbf{F}_c , \mathbf{F}_f , \mathbf{F}_p) e poi in modo congiunto ($\mathbf{F}_c + \mathbf{F}_f + \mathbf{F}_p$)

3. Per ogni combinazione delle due scelte sopradescritte, le reti neurali artificiali sono state addestrate per l'identificazione delle singole forme del truciolo:
 - **0 = Snarled**
 - **1 = Short**
 - **2 = Short Spiral**

4. Per ogni combinazione delle due scelte sopradescritte, le reti neurali artificiali sono state addestrate per l'identificazione delle forme del truciolo suddivise in forme favorevoli e sfavorevoli per le lavorazioni:
 - **Sfavorevoli = Unfavourable = {Snarled} = 0**
 - **Favorevoli = Favourable = {Short, Short Spiral} = 1**

Nella tabella sottostante riportiamo le varie combinazioni dei parametri di ingresso utilizzate:

Velocità	Componenti della forza	Forma del truciolo
V _{c1}	F _c , F _f , F _p	Snarled, Short, Short Spiral
V _{c2}	F _c , F _f , F _p	Snarled, Short, Short Spiral
V _{c1}	F _c + F _f + F _p	Snarled, Short, Short Spiral
V _{c2}	F _c + F _f + F _p	Snarled, Short, Short Spiral
V _{c1}	F _c , F _f , F _p	Favourable & Unfavourable
V _{c2}	F _c , F _f , F _p	Favourable & Unfavourable
V _{c1}	F _c + F _f + F _p	Favourable & Unfavourable
V _{c2}	F _c + F _f + F _p	Favourable & Unfavourable
V _{c1} + V _{c2}	F _c , F _f , F _p	Snarled, Short, Short Spiral
V _{c1} + V _{c2}	F _c + F _f + F _p	Snarled, Short, Short Spiral
V _{c1} + V _{c2}	F _c , F _f , F _p	Favourable & Unfavourable
V _{c1} + V _{c2}	F _c + F _f + F _p	Favourable & Unfavourable

Le configurazioni delle reti neurali variano secondo la scelta della combinazione delle componenti di taglio, in particolare:

Componenti della forza separate: F_c, F_f, F_p
4 – 4 -1
4 – 8 -1
4 – 16 -1
8 – 8 -1
8 – 16 -1
8 – 32 -1
16 – 16 -1
16 – 32 -1
16 – 64 -1

Componenti della forza combinate: $F_c + F_f + F_p$
12 – 12 -1
12 – 24 -1
12 – 32 -1
12 – 48 -1
24 – 24 -1
24 – 32 -1
24 – 48 -1
24 – 64 -1

Sia per le forze separate (F_c , F_f , F_p) sia per forze combinate ($F_c + F_f + F_p$), l'insieme di addestramento delle reti neurali è stato quello riportato nelle tabelle sottostanti:

Singola forma del truciolo (Snarled, Short, Short Spiral)

Velocità	Casi di addestramento	Forma del truciolo	Codifica interna	Simbologia
V_{c1}	45	Snarled	0	◆/◇
	90	Short	1	■/□
	75	Short Spiral	2	▲/△
Totale	210			
V_{c2}	60	Snarled	0	◆/◇
	90	Short	1	■/□
	60	Short Spiral	2	▲/△
Totale	210			
$V_{c1} + V_{c2}$	105	Snarled	0	◆/◇
	180	Short	1	■/□
	135	Short Spiral	2	▲/△
Totale	420			

Favorevoli e Sfavorevoli forme del truciolo

Velocità	Casi di addestramento	Forma del truciolo	Codifica interna	Simbologia
V_{c1}	45	Unfavourable	0	■/□
	165	Favourable	1	●/○
Totale	210			
V_{c2}	60	Unfavourable	0	■/□
	150	Favourable	1	●/○
Totale	210			
$V_{c1} + V_{c2}$	105	Unfavourable	0	■/□
	315	Favourable	1	●/○
Totale	420			

University of Kentucky

Sono stati elaborati diversi casi di addestramento in riferimento ai parametri di lavorazione. In particolare:

1. Sono state considerate le tre velocità di taglio singolarmente (V_{c1} ; V_{c2} ; V_{c3}) e poi considerate in modo combinato ($V_{c1} + V_{c2} + V_{c3}$)
2. Per questi due casi (velocità singole, velocità combinate) sono state considerate le 3 componenti delle forze considerate singolarmente (F_c , F_f , F_p) e poi in modo congiunto ($F_c + F_f + F_p$)
3. Per ogni combinazione delle due scelte sopradescritte, le reti neurali artificiali sono state addestrate per l'identificazione delle singole forme del truciolo:
 - **0 = Snarled**
 - **1 = Long**
 - **2 = Loose**
 - **3 = Short**
4. Per ogni combinazione delle due scelte sopradescritte, le reti neurali artificiali sono state addestrate per l'identificazione delle forme del truciolo suddivise in forme favorevoli e sfavorevoli per le lavorazioni:
 - **Sfavorevoli = Unfavourable = {Snarled, Long} = 1**
 - **Favorevoli = Favourable = {Loose, Short} = 2**

Nella tabella sottostante riportiamo le varie combinazioni dei parametri di ingresso utilizzate:

Velocità	Componenti della forza	Forma del truciolo
V_{c1}	F_c, F_f, F_p	Snarled, Long, Loose, Short
V_{c2}	F_c, F_f, F_p	Snarled, Long, Loose, Short
V_{c3}	F_c, F_f, F_p	Snarled, Long, Loose, Short
V_{c1}	$F_c + F_f + F_p$	Snarled, Long, Loose, Short
V_{c2}	$F_c + F_f + F_p$	Snarled, Long, Loose, Short
V_{c3}	$F_c + F_f + F_p$	Snarled, Long, Loose, Short
V_{c1}	F_c, F_f, F_p	Favourable & Unfavourable
V_{c2}	F_c, F_f, F_p	Favourable & Unfavourable
V_{c3}	F_c, F_f, F_p	Favourable & Unfavourable
V_{c1}	$F_c + F_f + F_p$	Favourable & Unfavourable
V_{c2}	$F_c + F_f + F_p$	Favourable & Unfavourable
V_{c3}	$F_c + F_f + F_p$	Favourable & Unfavourable
$V_{c1} + V_{c2} + V_{c3}$	F_c, F_f, F_p	Snarled, Long, Loose, Short
$V_{c1} + V_{c2} + V_{c3}$	$F_c + F_f + F_p$	Snarled, Long, Loose, Short
$V_{c1} + V_{c2} + V_{c3}$	F_c, F_f, F_p	Favourable & Unfavourable
$V_{c1} + V_{c2} + V_{c3}$	$F_c + F_f + F_p$	Favourable & Unfavourable

Le configurazioni delle reti neurali variano secondo la scelta della combinazione delle componenti di taglio, in particolare:

Componenti della forza separate: F_c, F_f, F_p
4 – 4 -1
4 – 8 -1
4 – 16 -1
8 – 8 -1
8 – 16 -1
8 – 32 -1
16 – 16 -1
16 – 32 -1
16 – 64 -1

Componenti della forza combinate: $F_c + F_f + F_p$
12 – 12 -1
12 – 24 -1
12 – 32 -1
12 – 48 -1
24 – 24 -1
24 – 32 -1
24 – 48 -1
24 – 64 -1

Sia per le forze separate (F_c , F_f , F_p) sia per forze combinate ($F_c + F_f + F_p$), l'insieme di addestramento delle reti neurali è stato quello riportato nelle tabelle sottostanti:

Singola forma del truciolo (Snarled, Long, Loose, Short)

Velocità	Casi di addestramento	Forma del truciolo	Codifica interna	Simbologia
V_{c1}	20	Snarled	0	◆/◇
	16	Long	1	●/○
	64	Loose	2	▼/▽
	20	Short	3	■/□
Totale	120			
V_{c2}	20	Snarled	0	◆/◇
	32	Long	1	●/○
	48	Loose	2	▼/▽
	20	Short	3	■/□
Totale	120			
V_{c3}	20	Snarled	0	◆/◇
	20	Long	1	●/○
	56	Loose	2	▼/▽
	24	Short	3	■/□
Totale	120			
$V_{c1} + V_{c2} + V_{c3}$	60	Snarled	0	◆/◇
	68	Long	1	●/○
	168	Loose	2	▼/▽
	64	Short	3	■/□
Totale	360			

Favorevoli e Sfavorevoli forme del truciolo

Velocità	Casi di addestramento	Forma del truciolo	Codifica interna	Simbologia
V_{c1}	36	Unfavourable	1	■/□
	84	Favourable	2	●/○
Totale	120			
V_{c2}	52	Unfavourable	1	■/□
	68	Favourable	2	●/○
Totale	120			
V_{c3}	40	Unfavourable	1	■/□
	80	Favourable	2	●/○
Totale	120			
$V_{c1} + V_{c2} + V_{c3}$	128	Unfavourable	1	■/□
	232	Favourable	2	●/○
Totale	360			

IV.10 Rappresentazione grafica dei risultati

Ottenuti i risultati delle reti neurali sono stati costruiti due tipologie di grafici:

- grafico della distribuzione dei risultati
- grafico dell'errore

In tali grafici la risposta delle reti neurali artificiali è stata visualizzata mediante un simbolo elencato nelle precedenti tabelle dove:

- il simbolo pieno corrisponde ad una corretta classificazione
- il simbolo vuoto corrisponde ad una errata classificazione

Nelle pagine che seguono riportiamo le due tipologie di grafici ottenuti per ognuna delle reti neurali artificiali supervisionate utilizzate per:

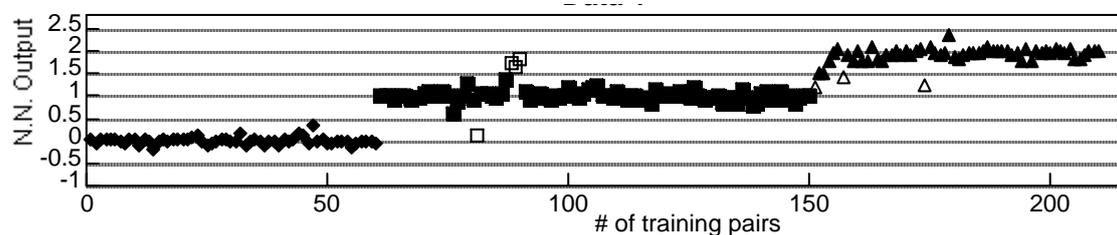
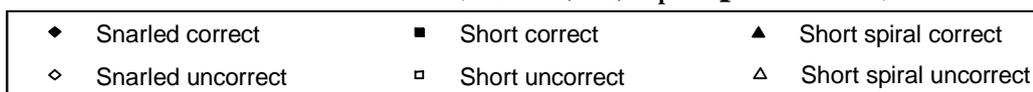
- **Warsaw University of Technology**
- **University of Kentucky**

Warsaw University of Technology

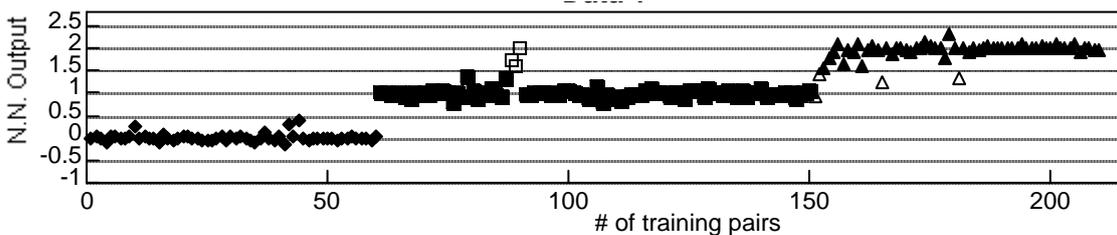
Risultati ottenuti per ognuna delle configurazioni delle reti neurali supervisionate utilizzate

Diagrammi dell'errore e della distribuzione dei risultati

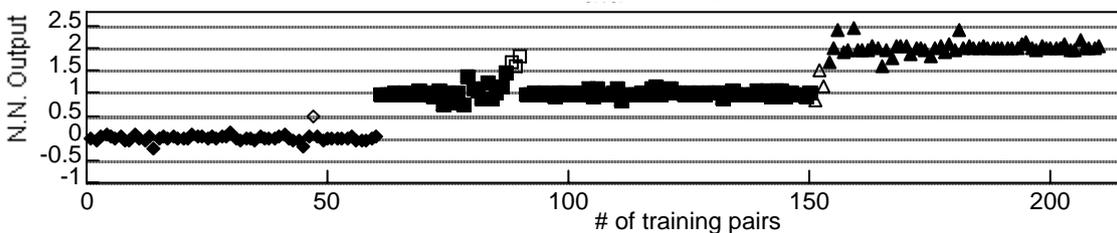
Distribuzione Risultati ($V_2 / F_c, F_f, F_p / 4$ parametri)



(a)

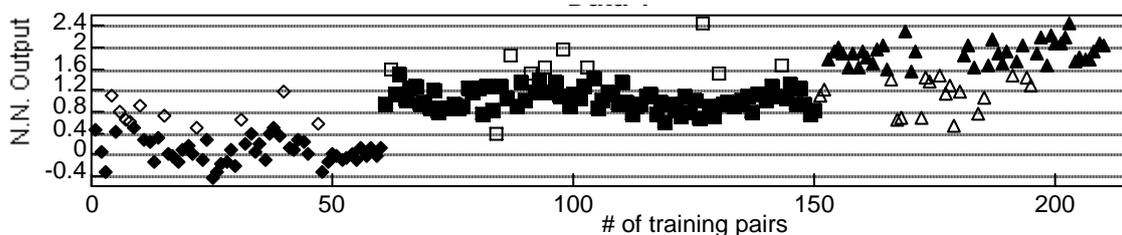
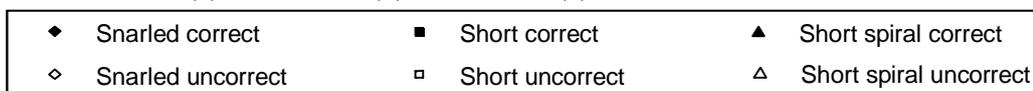


(b)



(c)

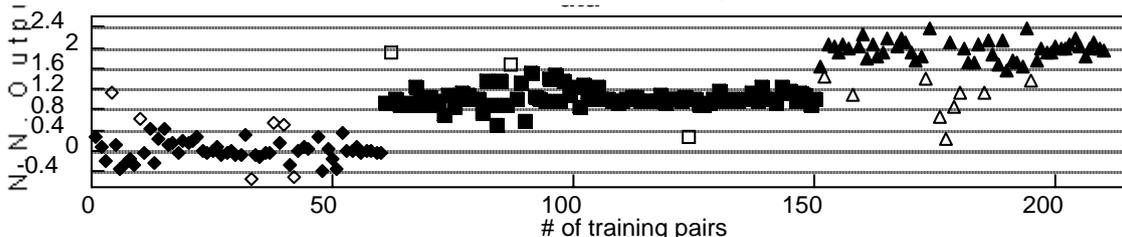
(a): Ff 4-4-1 ; (b): Ff 4-8-1 ; (c): Ff 4-16-1



(a)

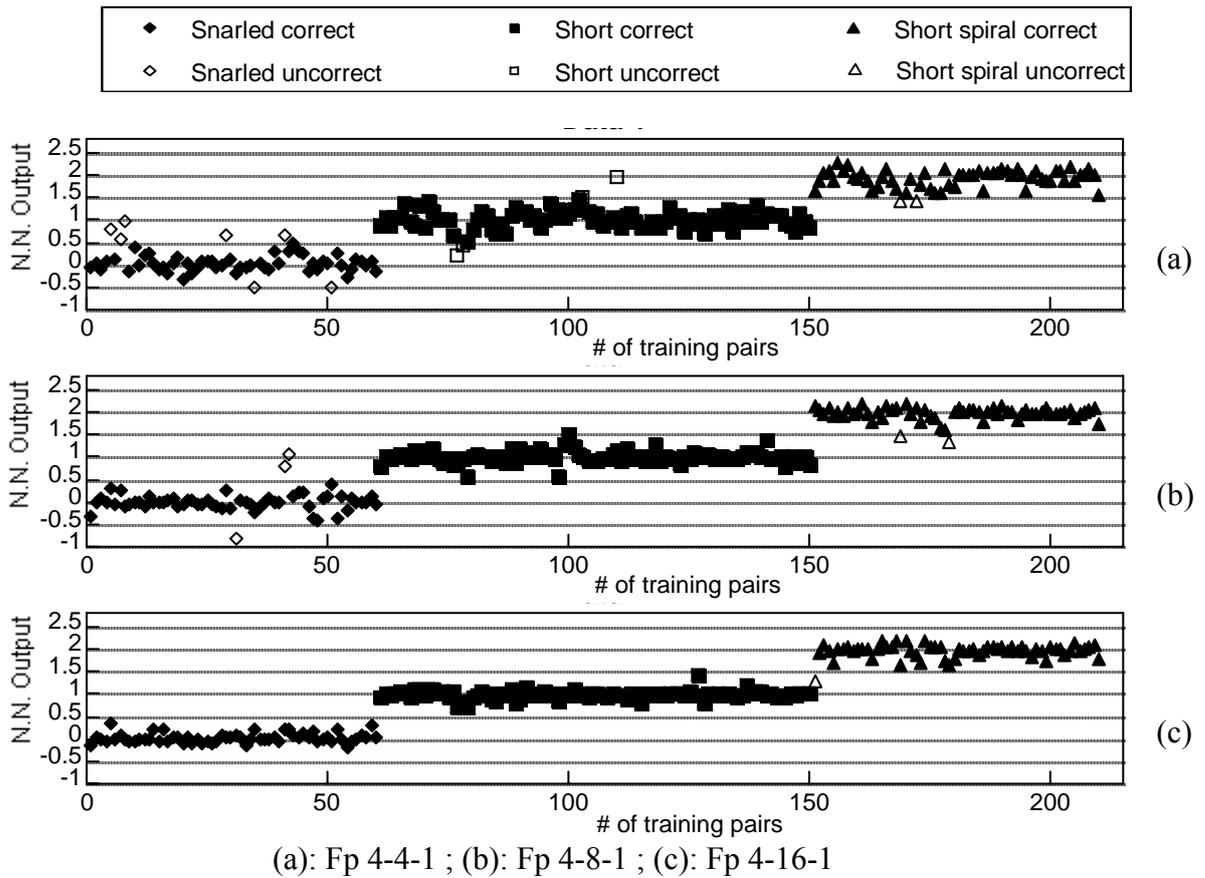


(b)

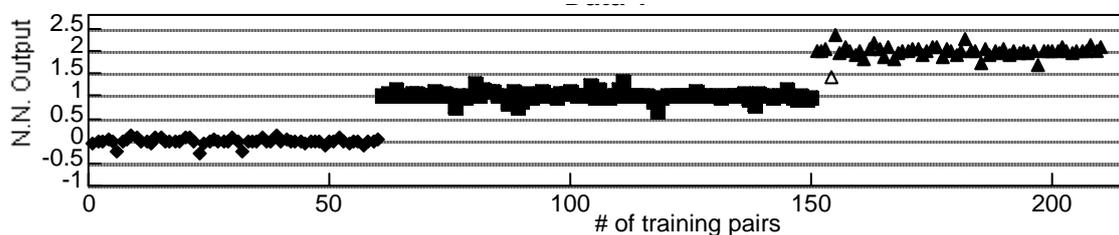
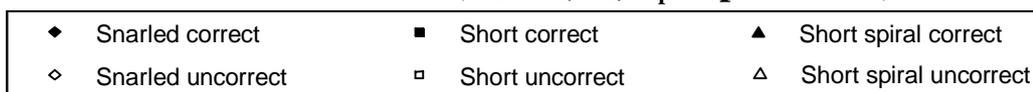


(c)

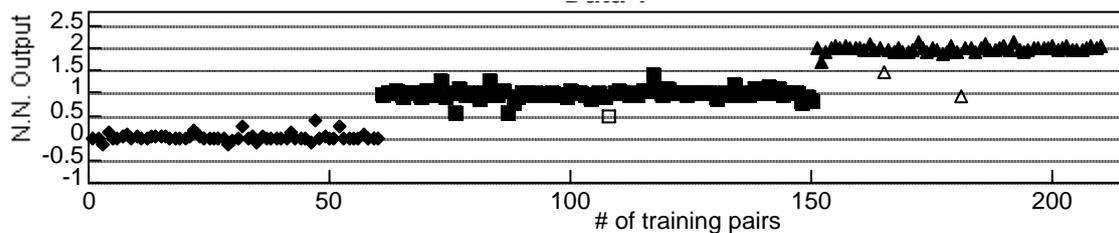
(a): Fc 4-4-1 ; (b): Fc 4-8-1 ; (c): Fc 4-16-1



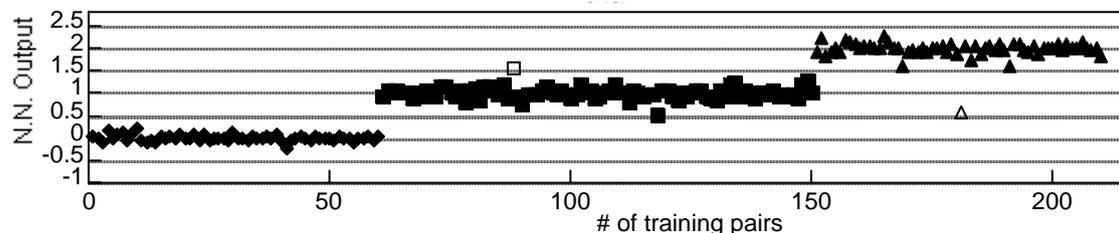
Distribuzione Risultati ($V_2 / F_c, F_f, F_p / 8$ parametri)



(a)

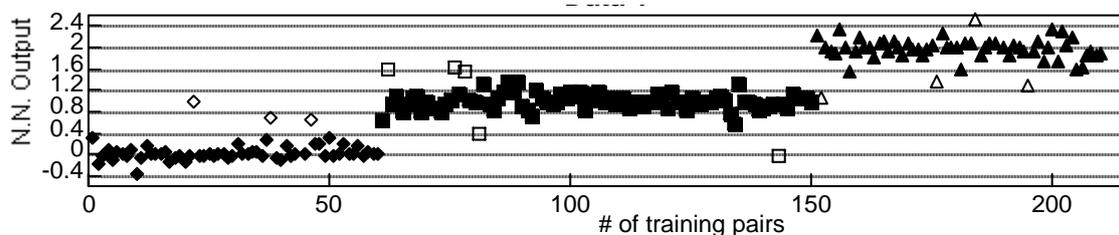
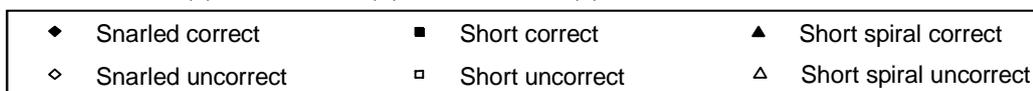


(b)

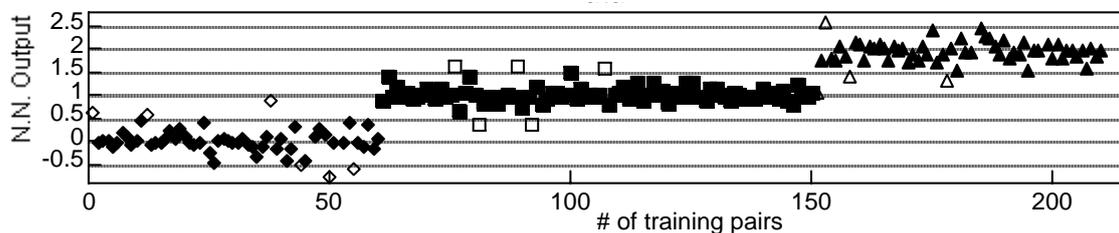


(c)

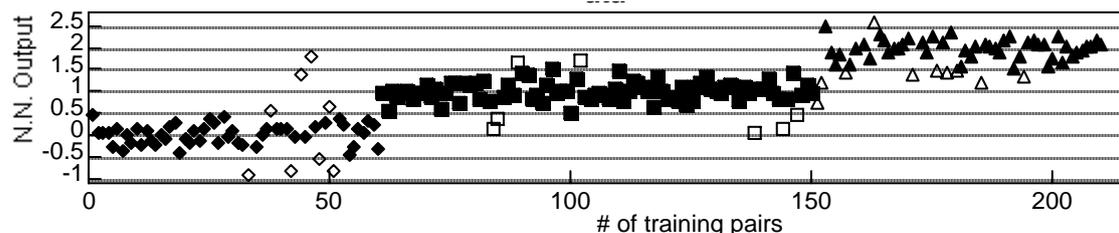
(a): Ff 8-8-1 ; (b): Ff 8-16-1 ; (c): Ff 8-32-1



(a)

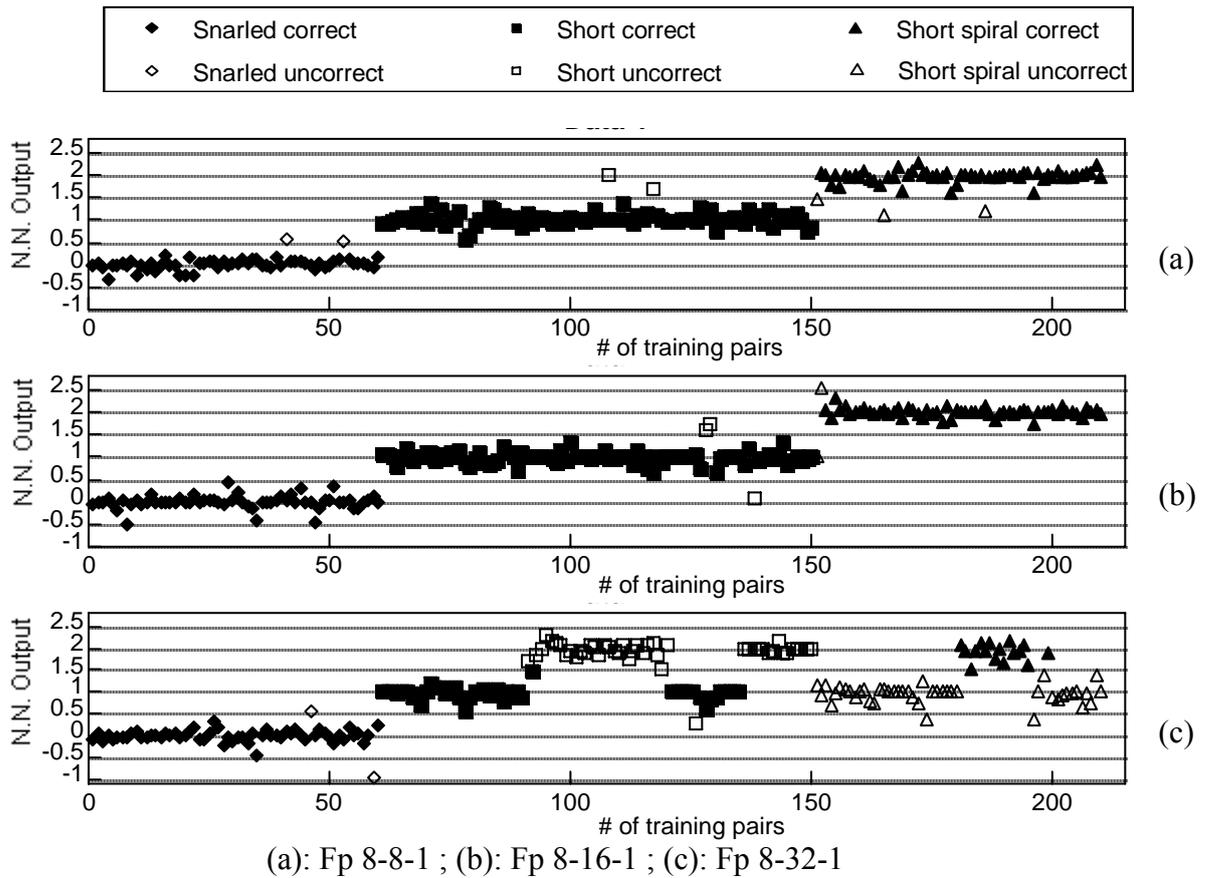


(b)

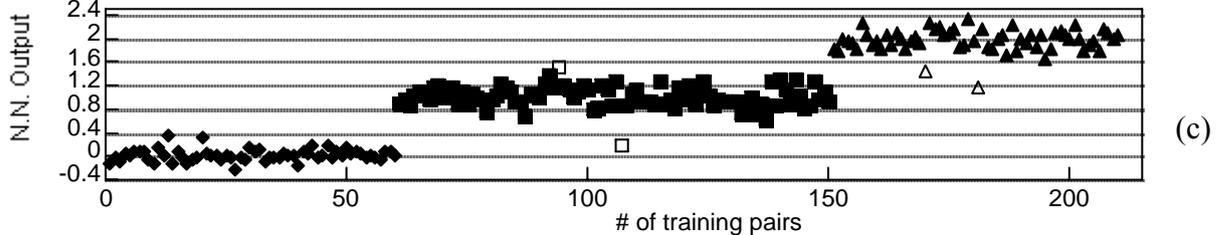
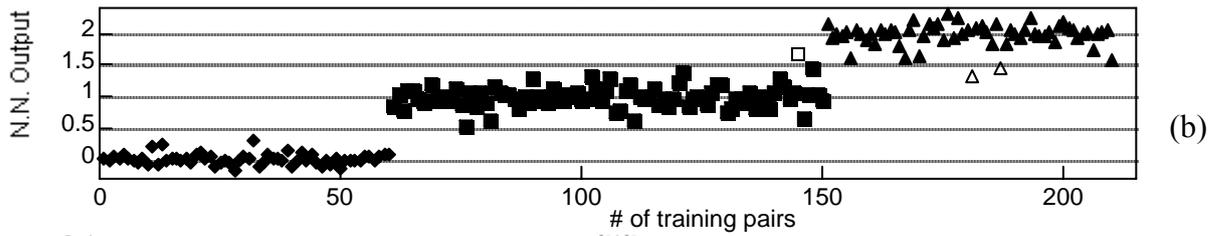
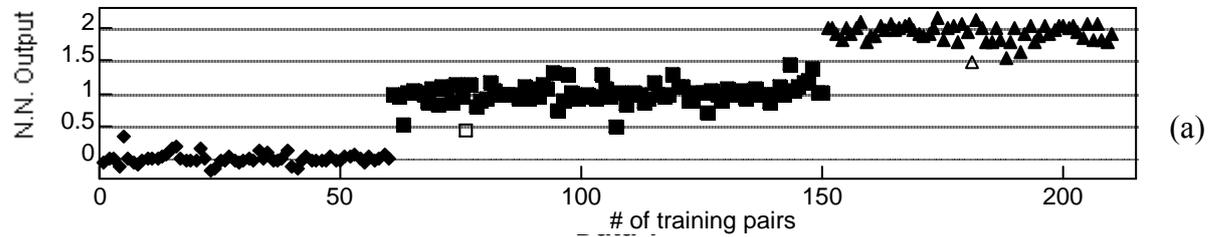
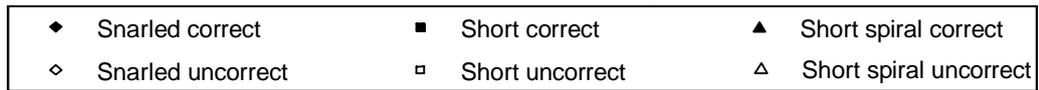


(c)

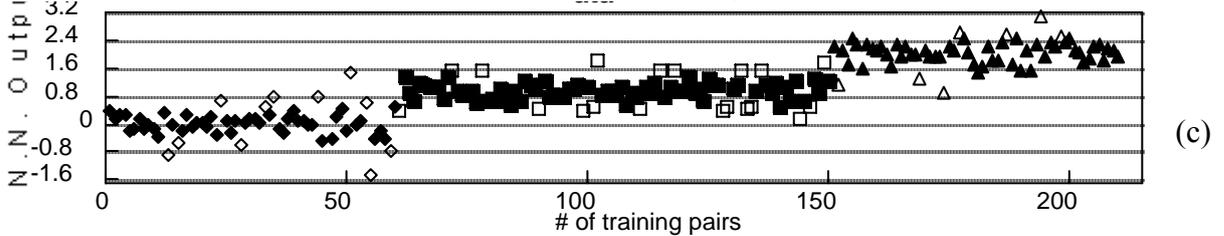
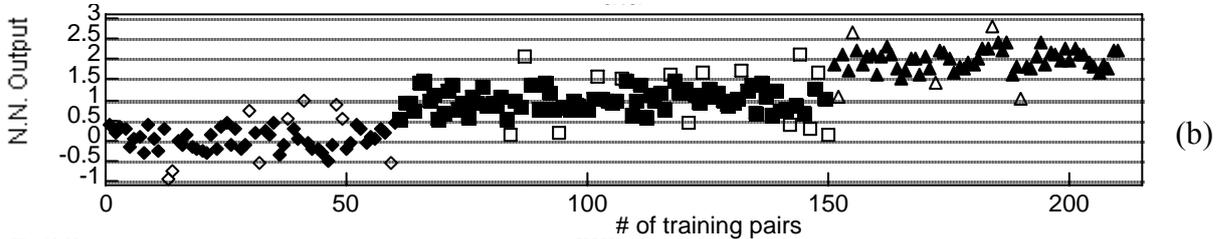
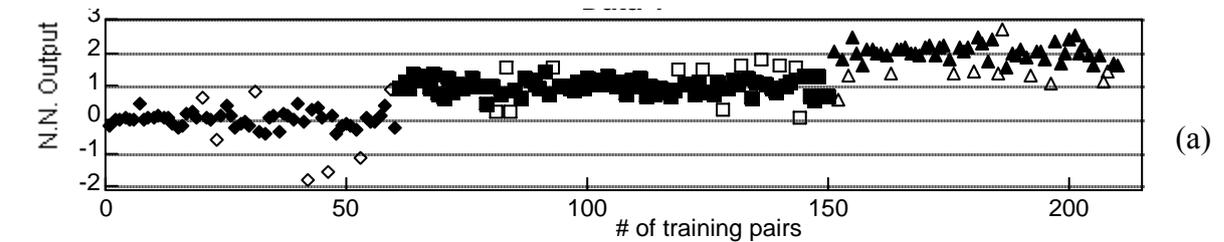
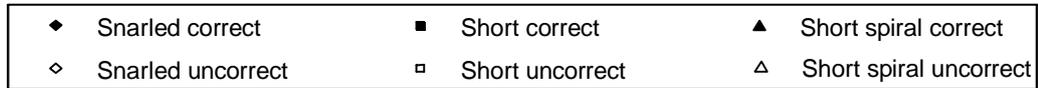
(a): Fc8-8-1 ; (b): Fc 8-16-1 ; (c): Fc 8-32-1



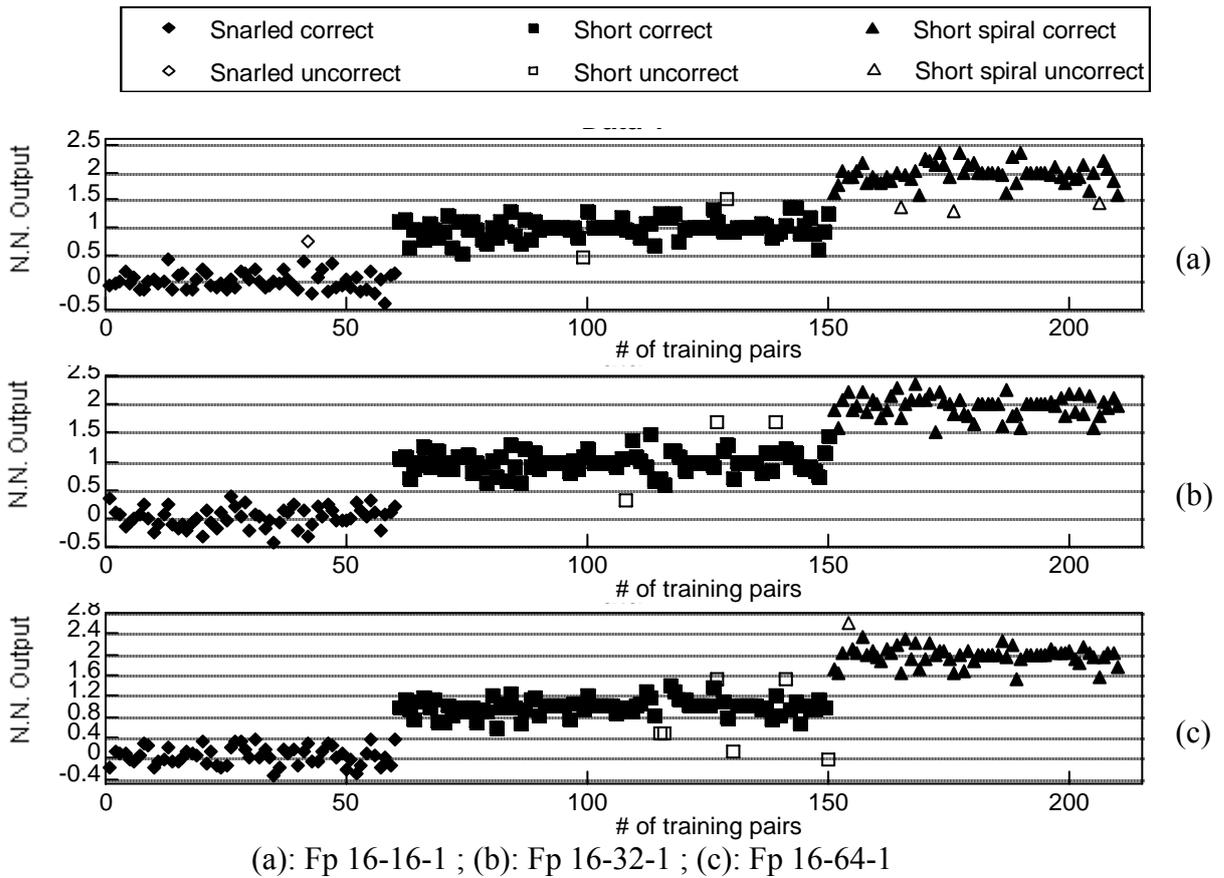
Distribuzione Risultati ($V_2 / F_c, F_f, F_p / 16$ parametri)



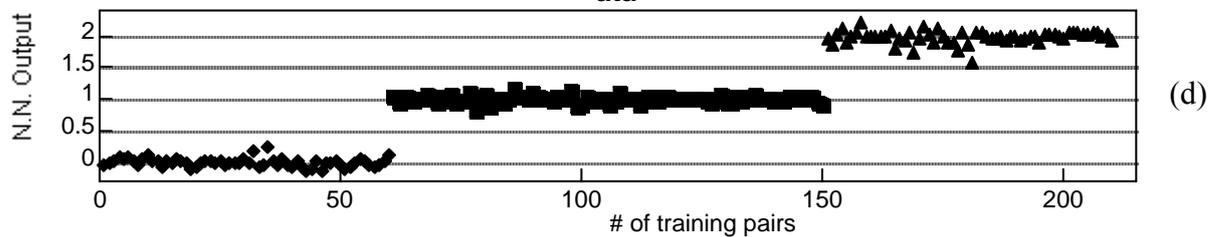
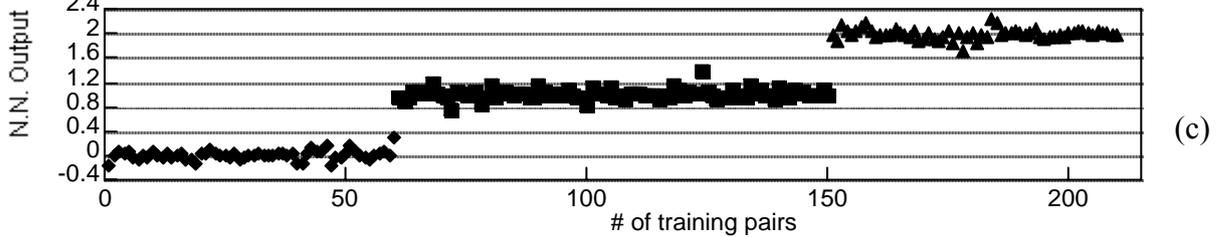
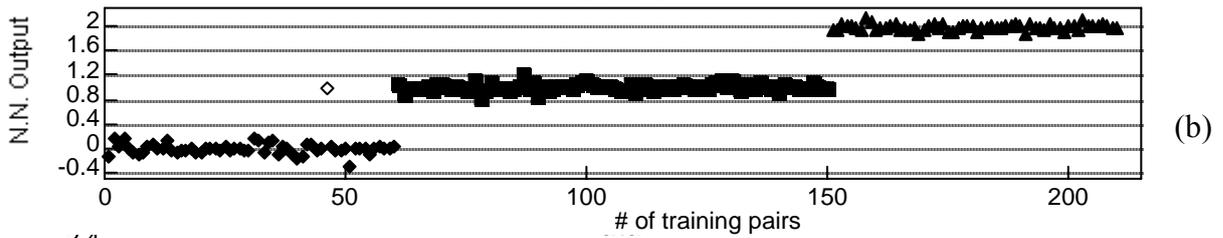
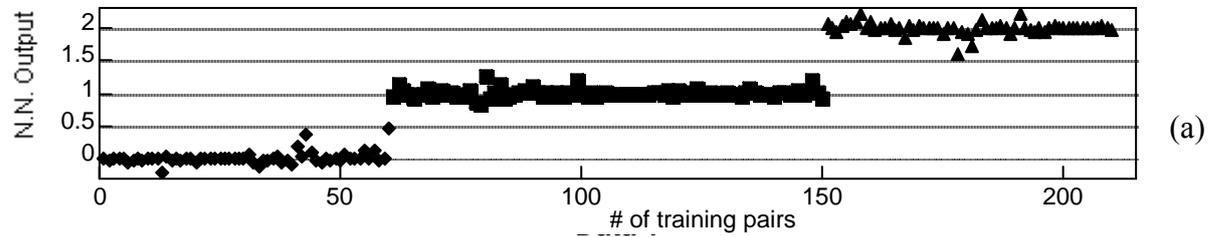
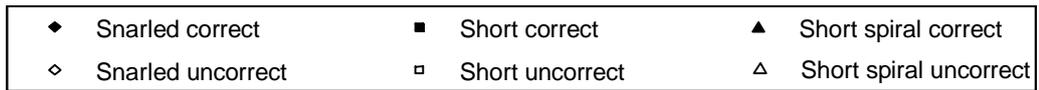
(a): Ff 16-16-1 ; (b): Ff 16-32-1 ; (c): Ff 16-64-1



(a): Fc 16-16-1 ; (b): Fc 16-32-1 ; (c): Fc 16-64-1



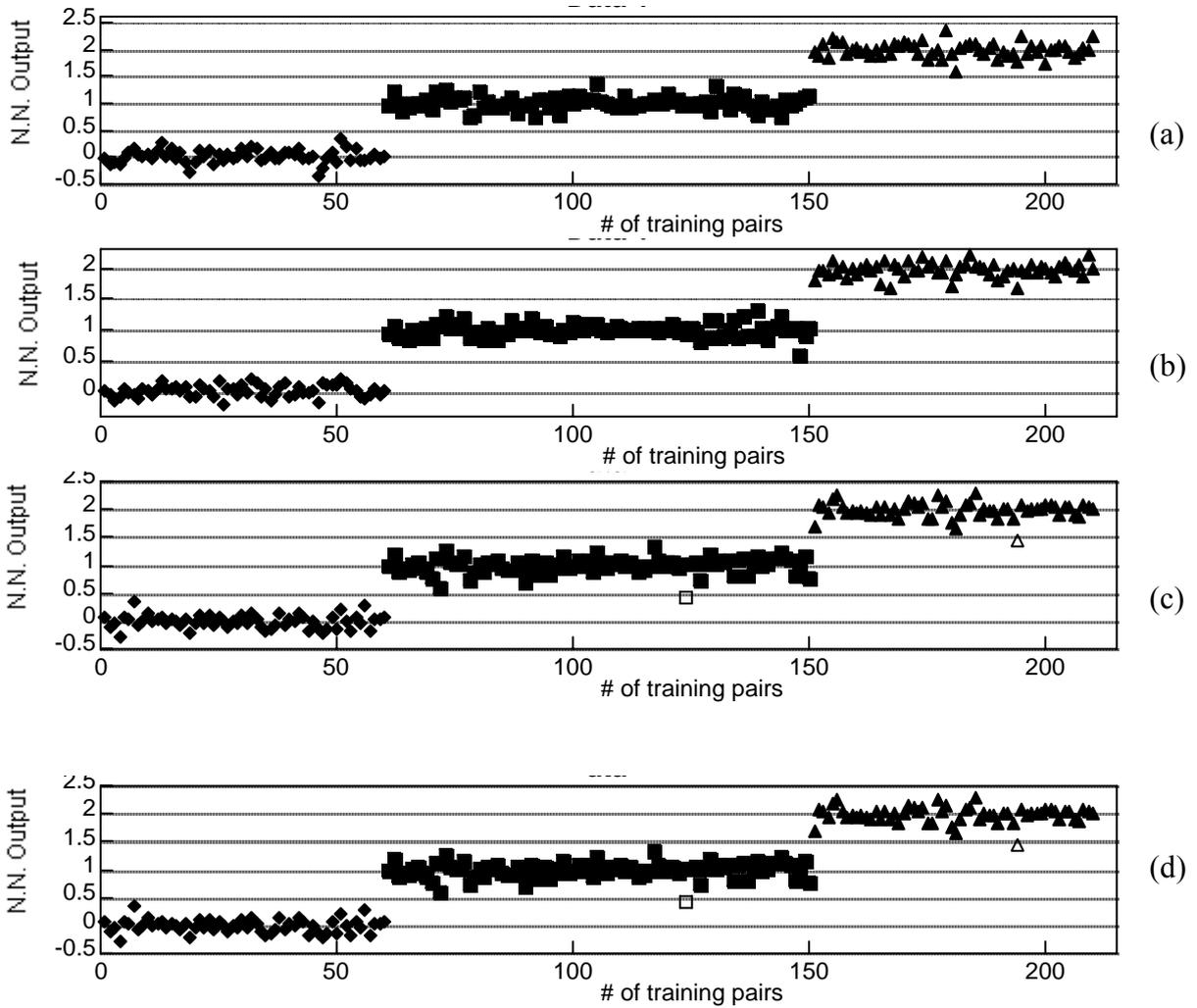
Distribuzione Risultati ($V_2 / F_c + F_f + F_p / 12$ parametri)



(a): Ff+Fc+Fp 12-12-1; (b): Ff+Fc+Fp 12-24 -1; (c): Ff+Fc+Fp 12-32-1;
 (d): Ff+Fc+Fp 12-48-1

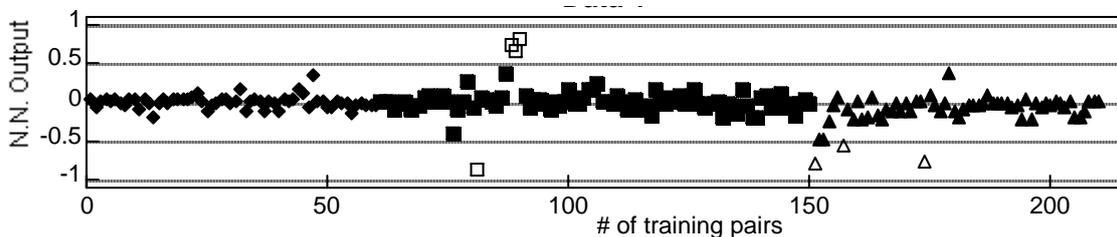
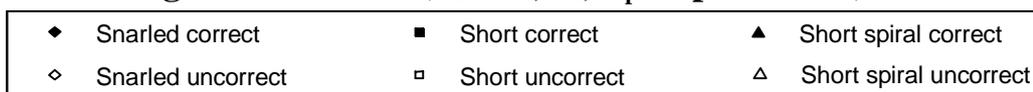
Distribuzione Risultati ($V_2 / F_c + F_f + F_p / 24$ parametri)

◆	Snarled correct	■	Short correct	▲	Short spiral correct
◇	Snarled uncorrect	□	Short uncorrect	△	Short spiral uncorrect

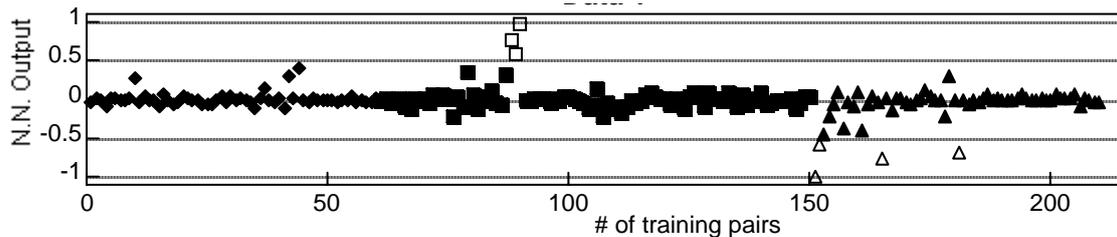


(a): $F_f + F_c + F_p$ 24-24-1; (b): $F_f + F_c + F_p$ 24-32 -1; (c): $F_f + F_c + F_p$ 24-48-1;
 (d): $F_f + F_c + F_p$ 24-64-1

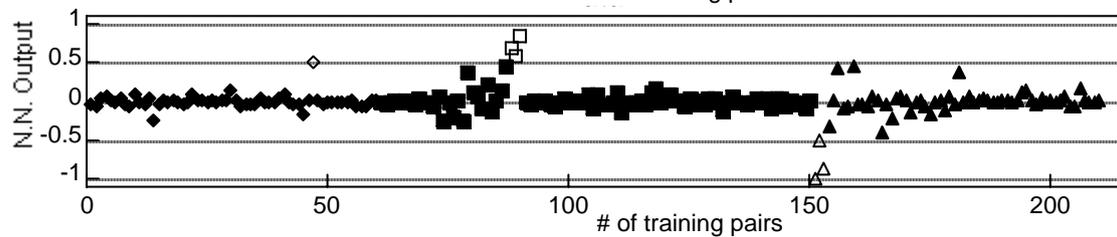
Diagramma errore ($V_2 / F_c, F_f, F_p / 4$ parametri)



(a)

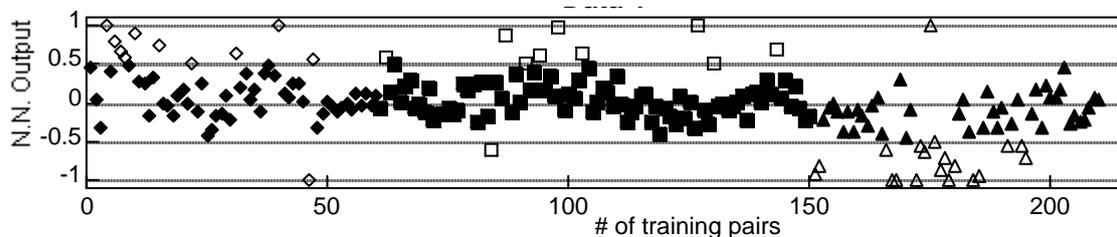
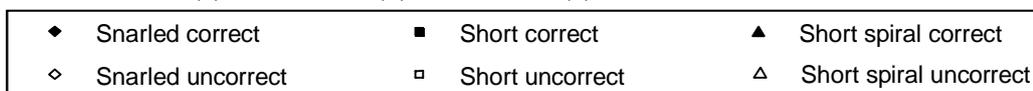


(b)

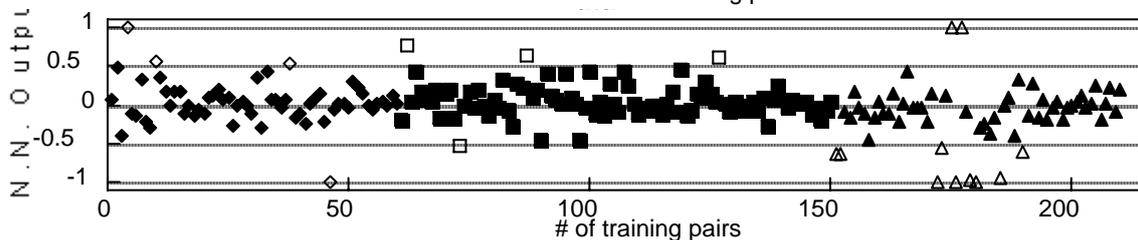


(c)

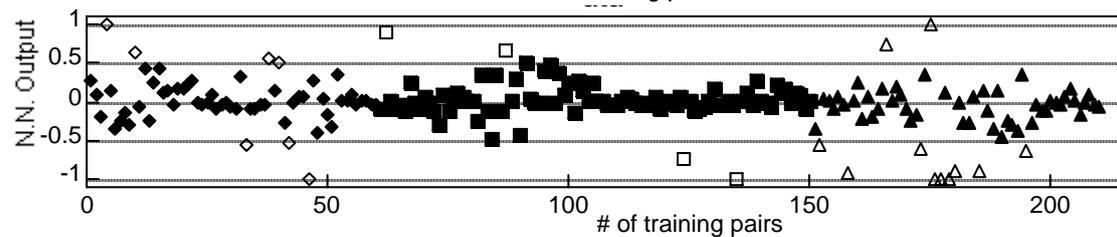
(a): Ff 4-4-1 ; (b): Ff 4-8-1 ; (c): Ff 4-16-1



(a)

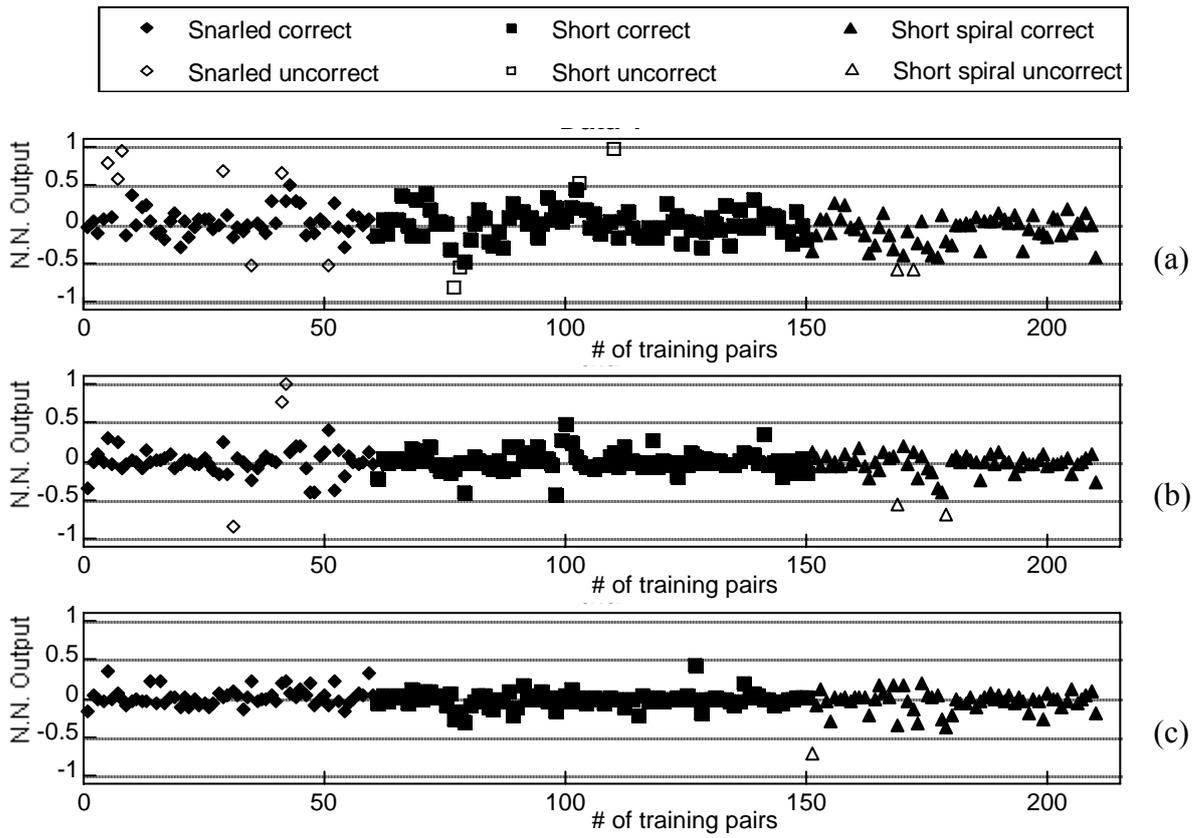


(b)



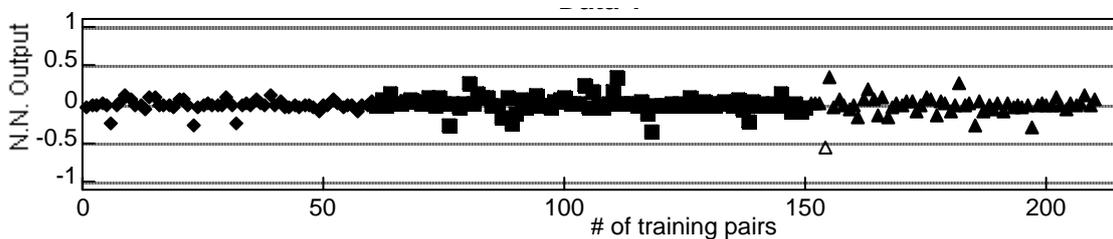
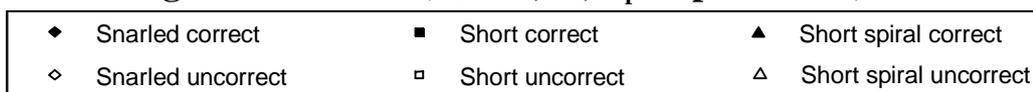
(c)

(a): Fc 4-4-1 ; (b): Fc 4-8-1 ; (c): Fc 4-16-1

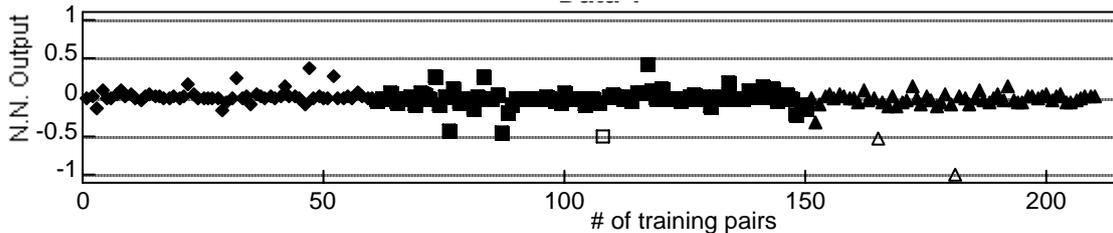


(a): Fp 4-4-1 ; (b): Fp 4-8-1 ; (c): Fp 4-16-1

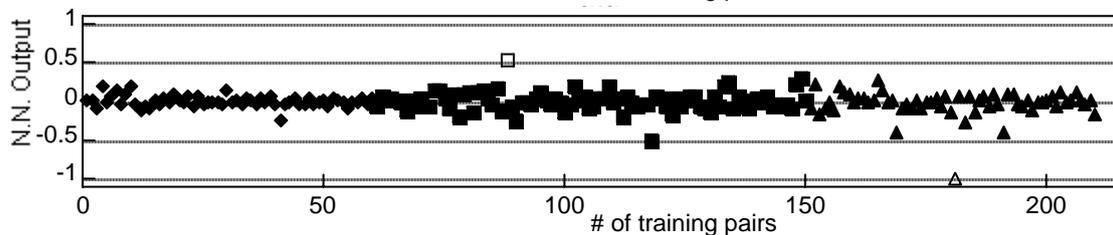
Diagramma errore ($V_2 / F_c, F_f, F_p / 8$ parametri)



(a)

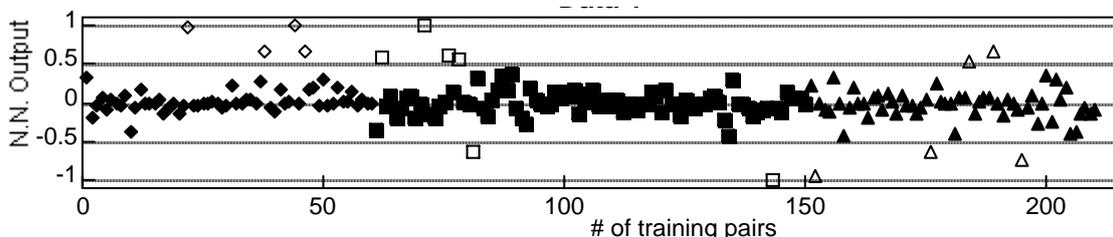
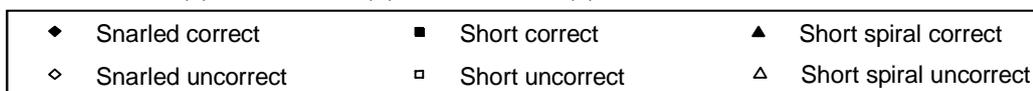


(b)

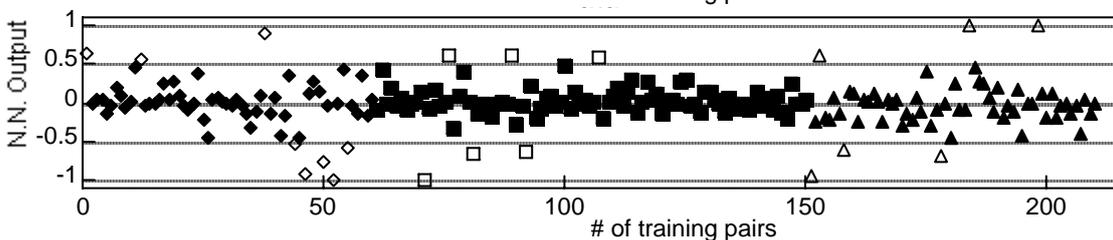


(c)

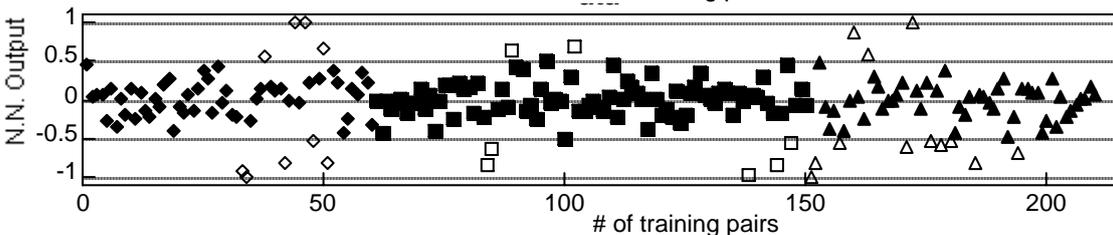
(a): Ff 8-8-1 ; (b): Ff 8-16-1 ; (c): Ff 8-32-1



(a)



(b)



(c)

(a): Fc 8-8-1; (b): Fc 8-16-1; (c): Fc 8-32-1

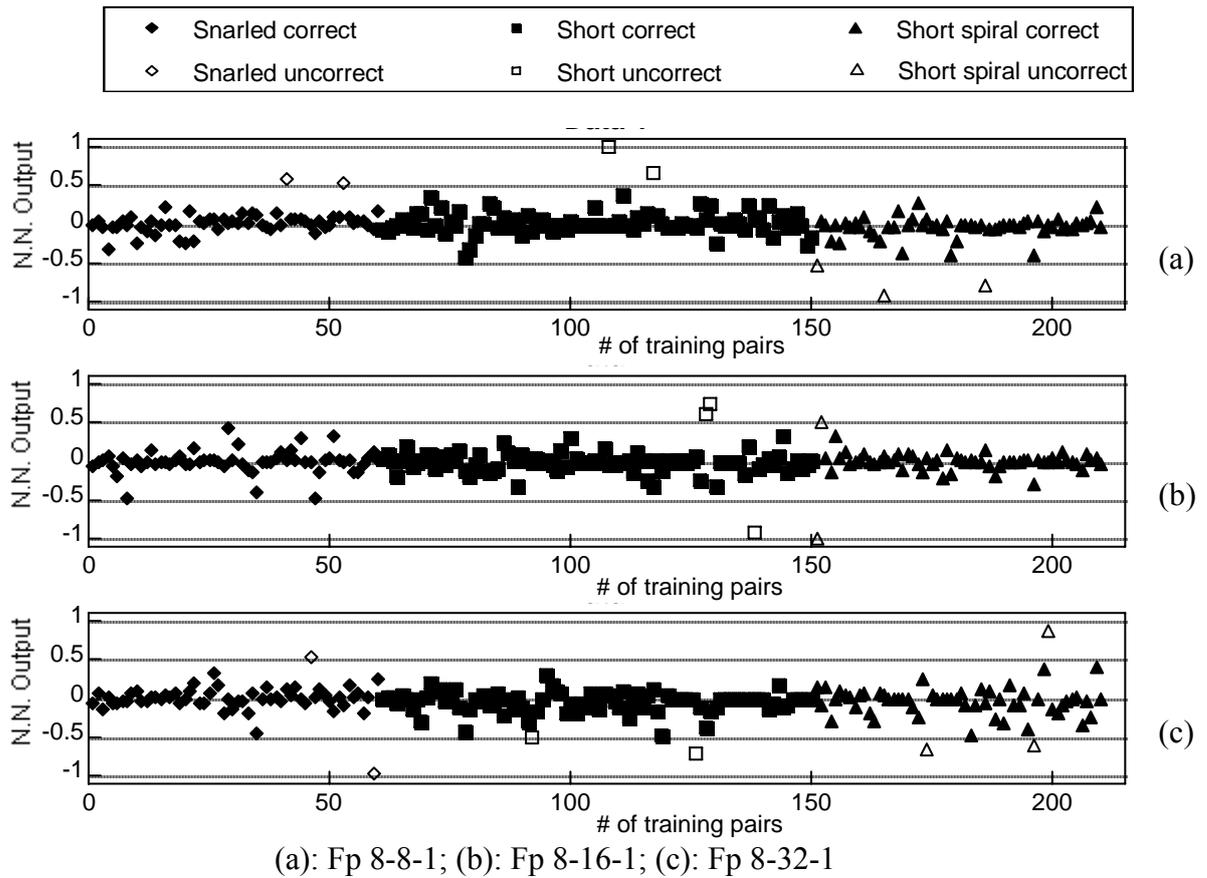
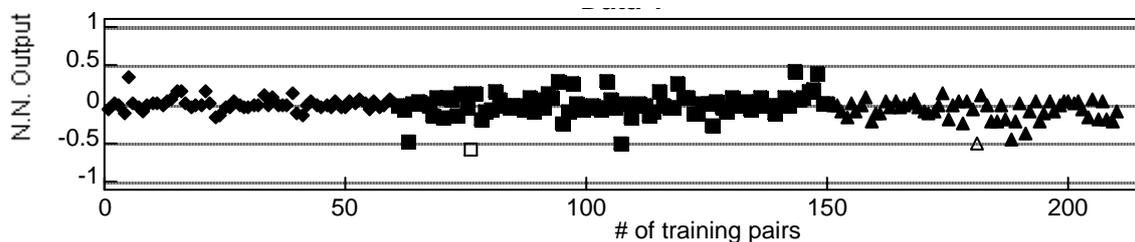
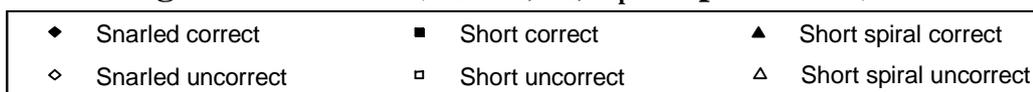
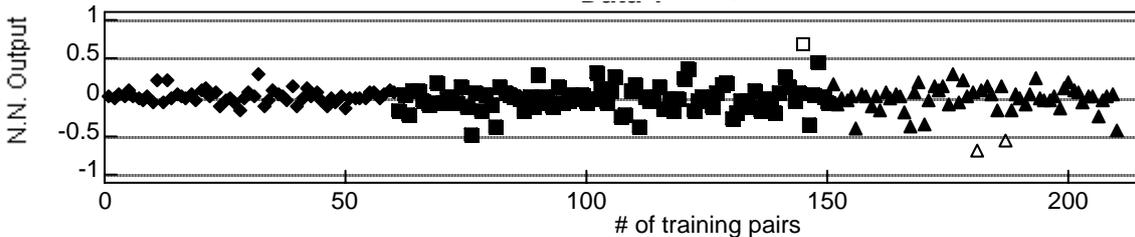


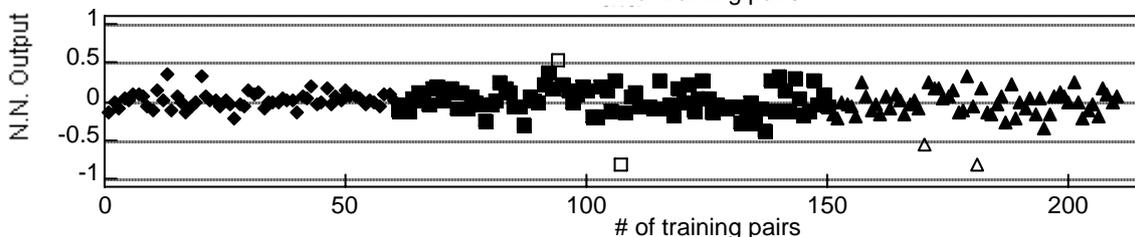
Diagramma errore ($V_2 / F_c, F_f, F_p / 16$ parametri)



(a)

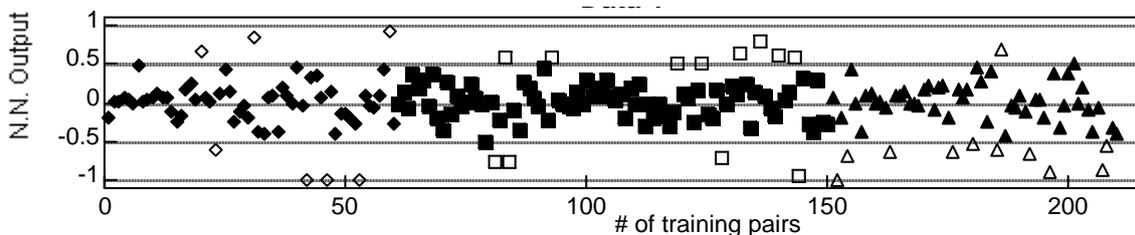
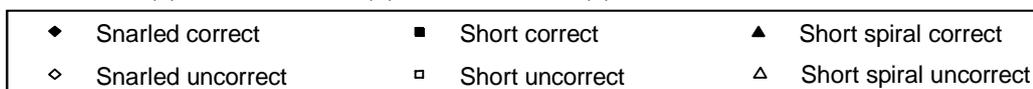


(b)

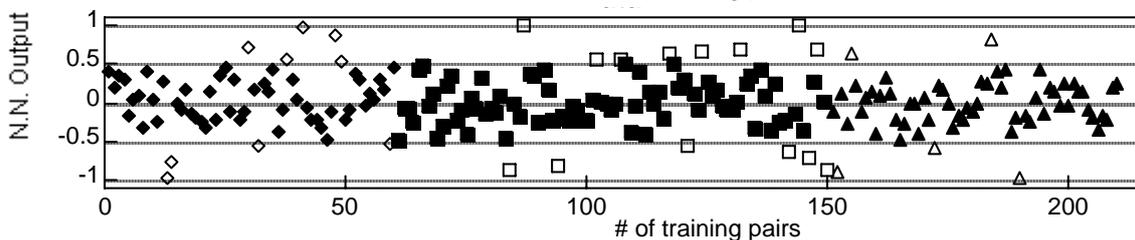


(c)

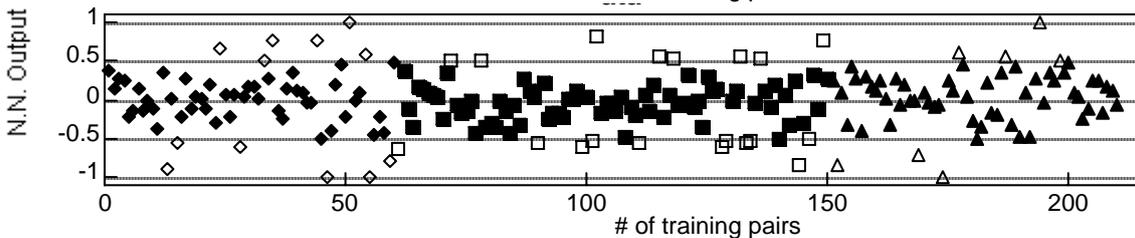
(a): Ff 16-16-1 ; (b): Ff 16-32-1 ; (c): Ff 16-64-1



(a)



(b)



(c)

(a): Fc 16-16-1 ; (b): Fc 16-32-1 ; (c): Fc 16-64-1

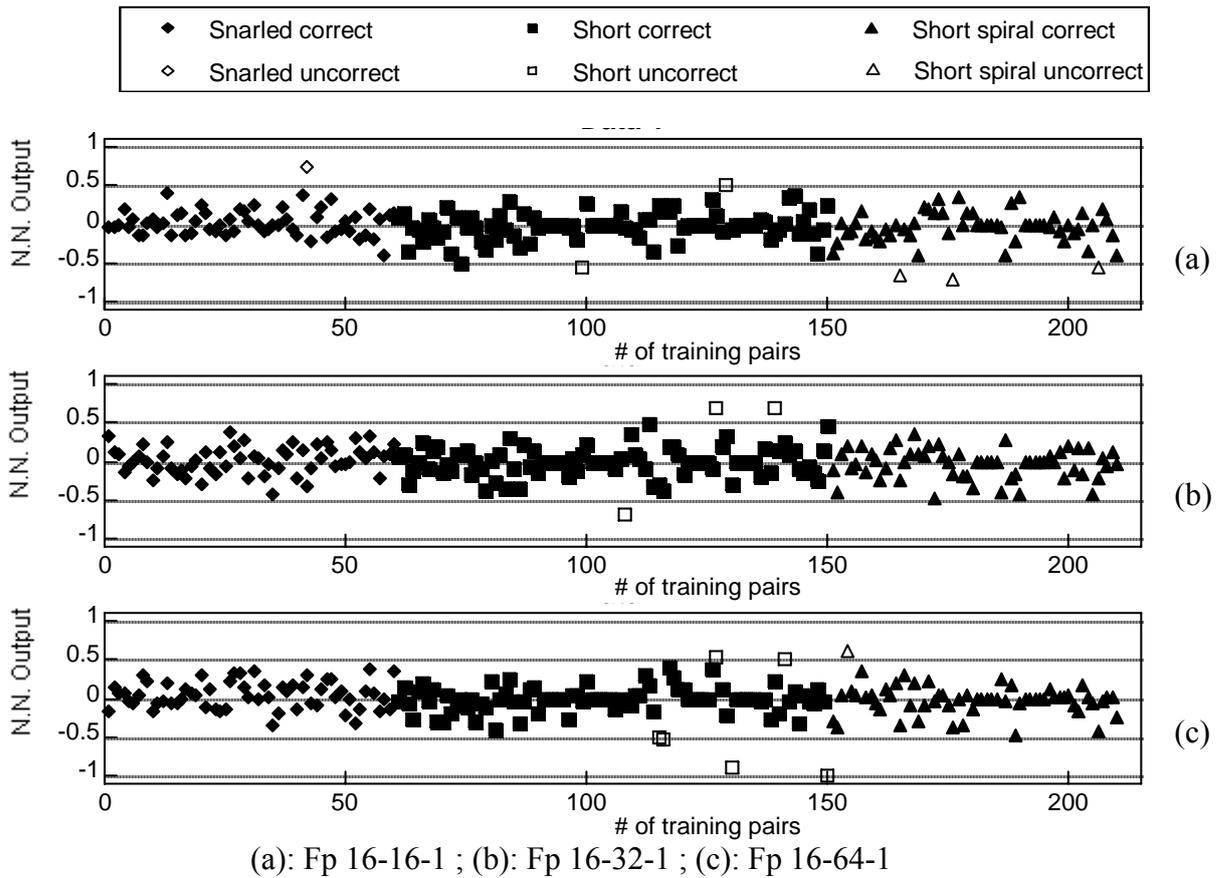
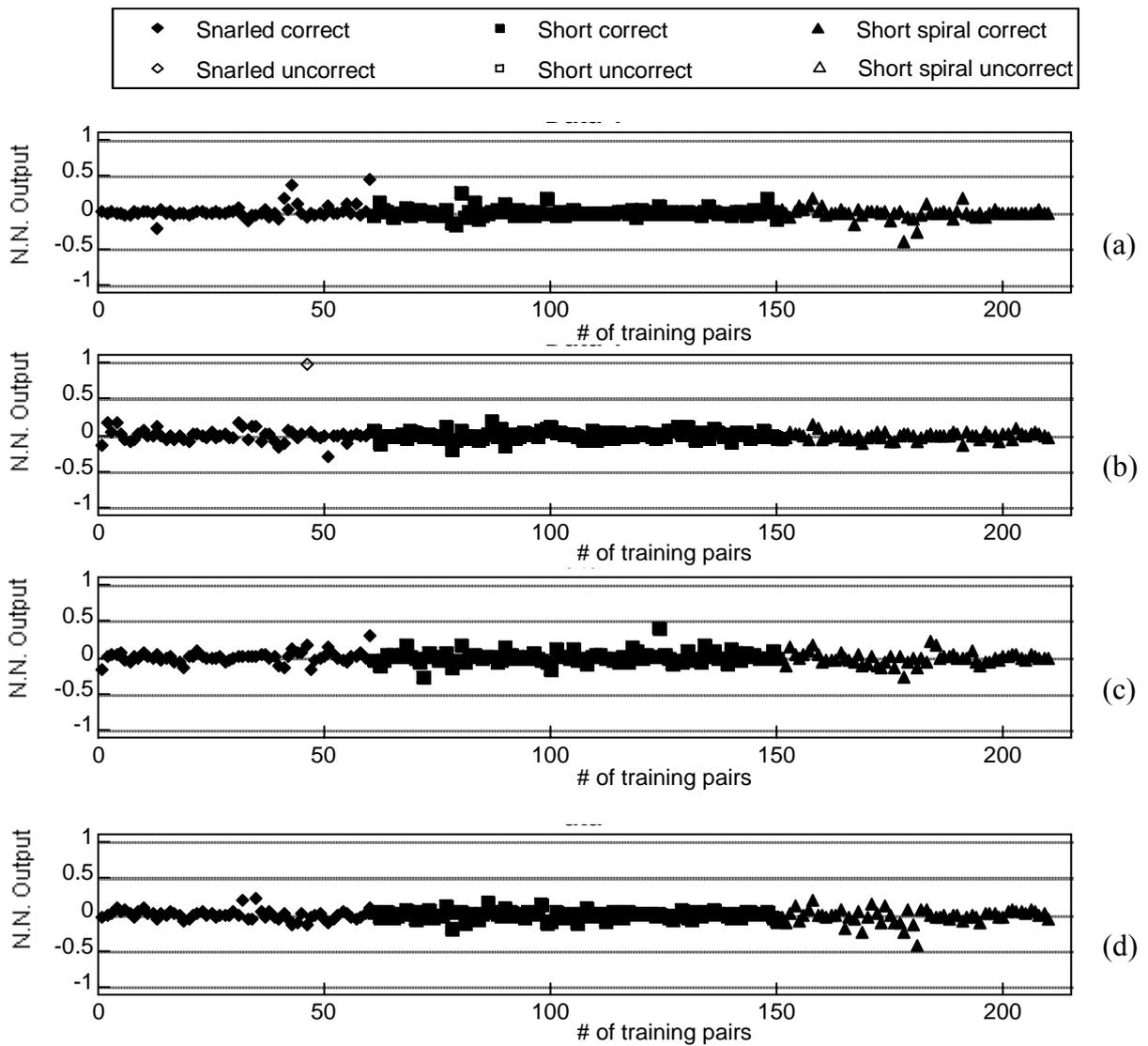
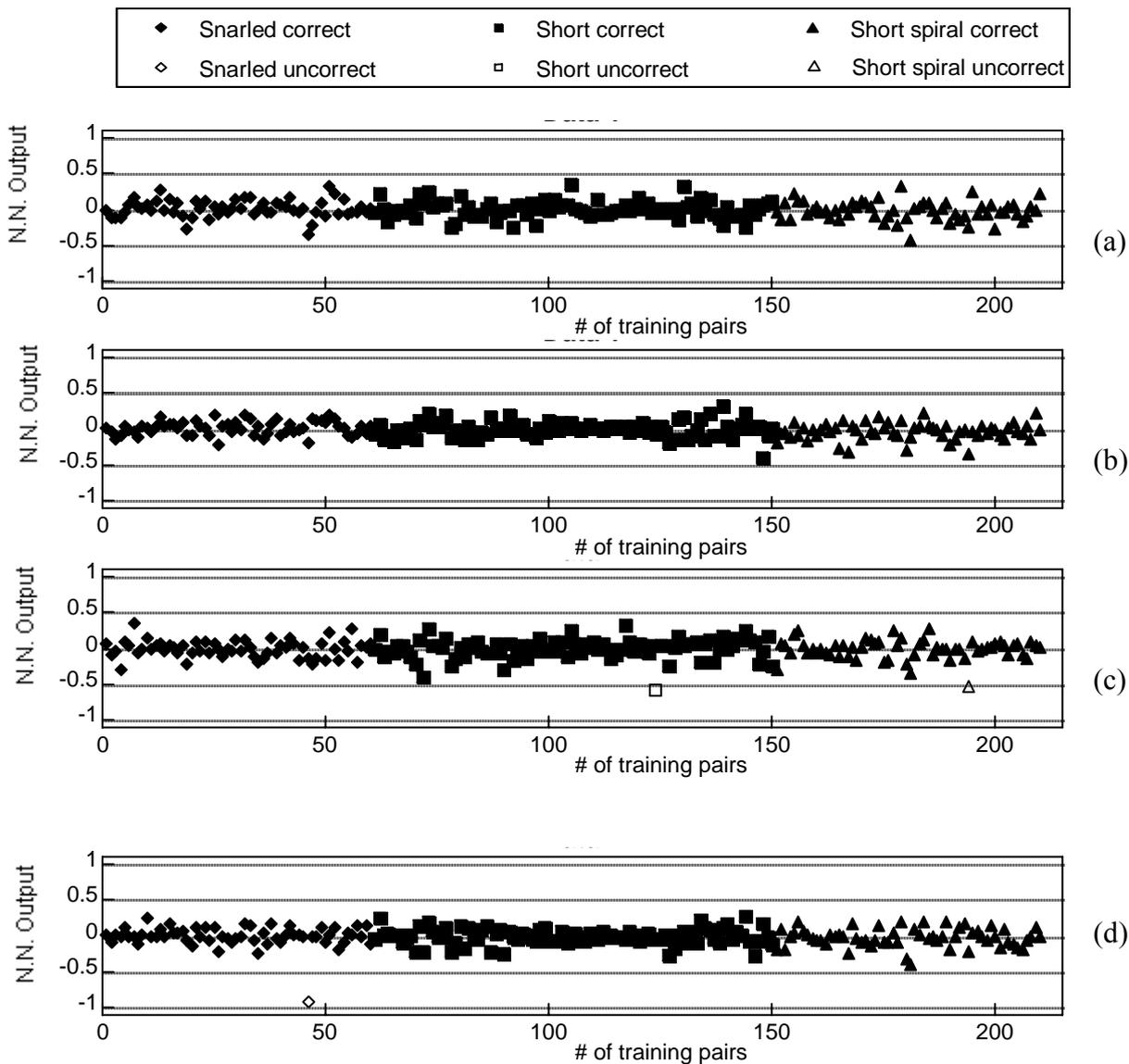


Diagramma errore ($V_2 / F_c + F_f + F_p / 12$ parametri)

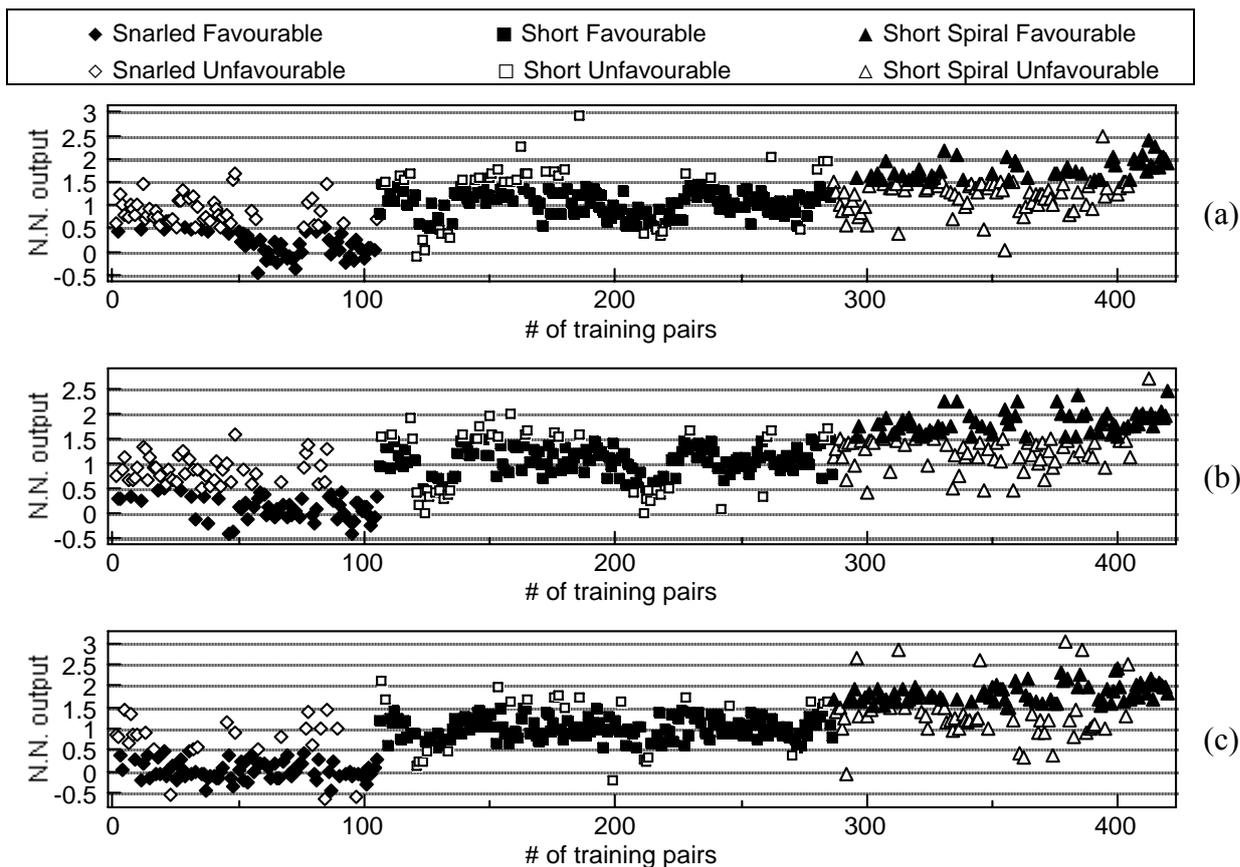


(a): $F_f + F_c + F_p$ 12-12-1; (b): $F_f + F_c + F_p$ 12-24 -1; (c): $F_f + F_c + F_p$ 12-32-1;
 (d): $F_f + F_c + F_p$ 12-48-1

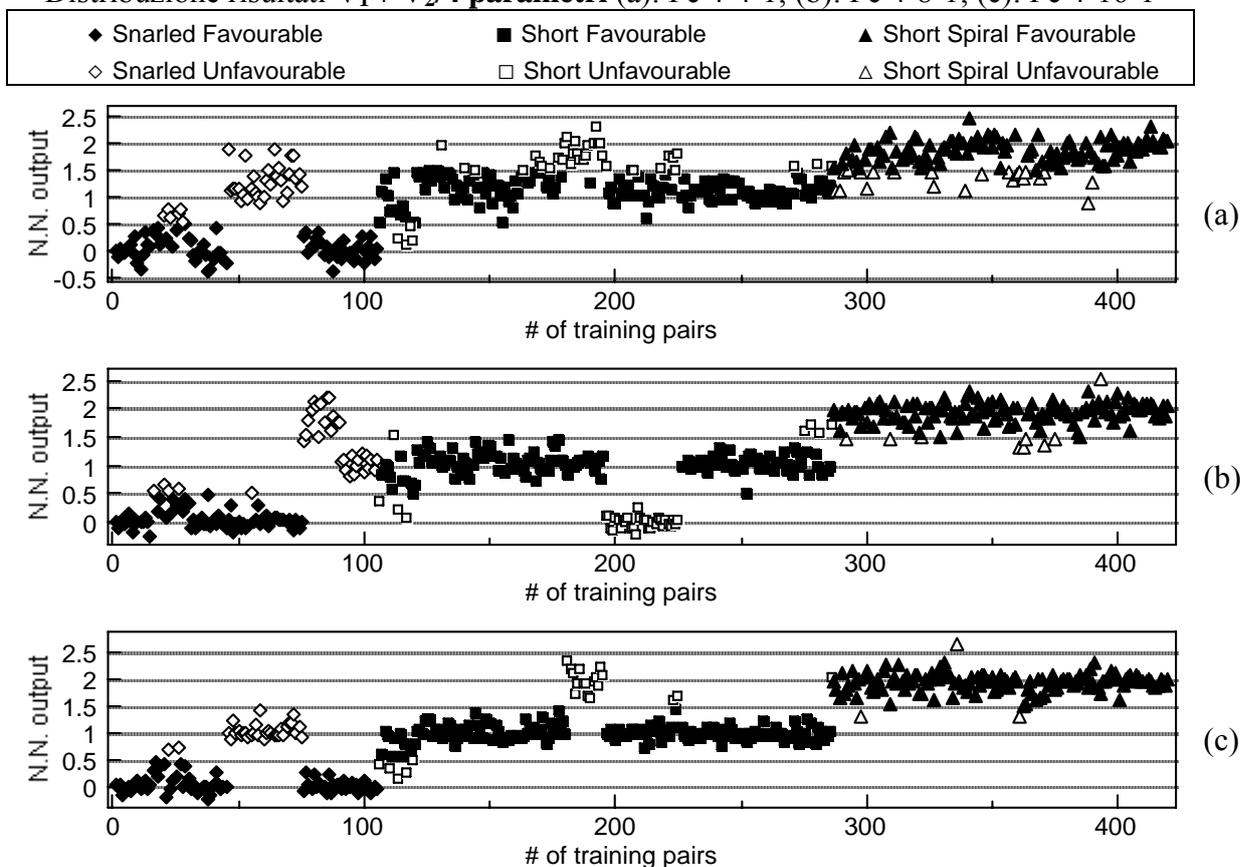
Diagramma errore ($V_2 / F_c + F_f + F_p / 24$ parametri)



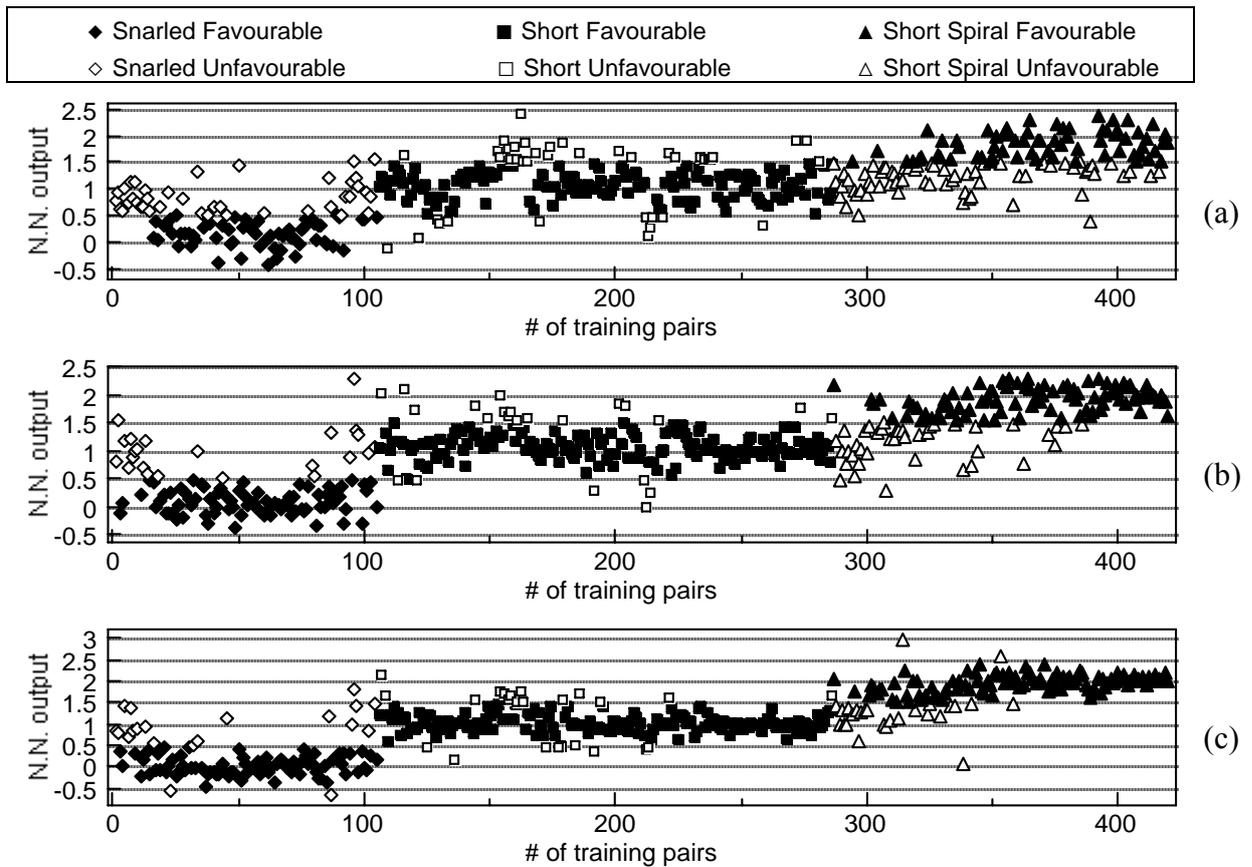
(a): $F_f + F_c + F_p$ 24-24-1; (b): $F_f + F_c + F_p$ 24-32 -1; (c): $F_f + F_c + F_p$ 24-48-1; (d): $F_f + F_c + F_p$ 24-64-1



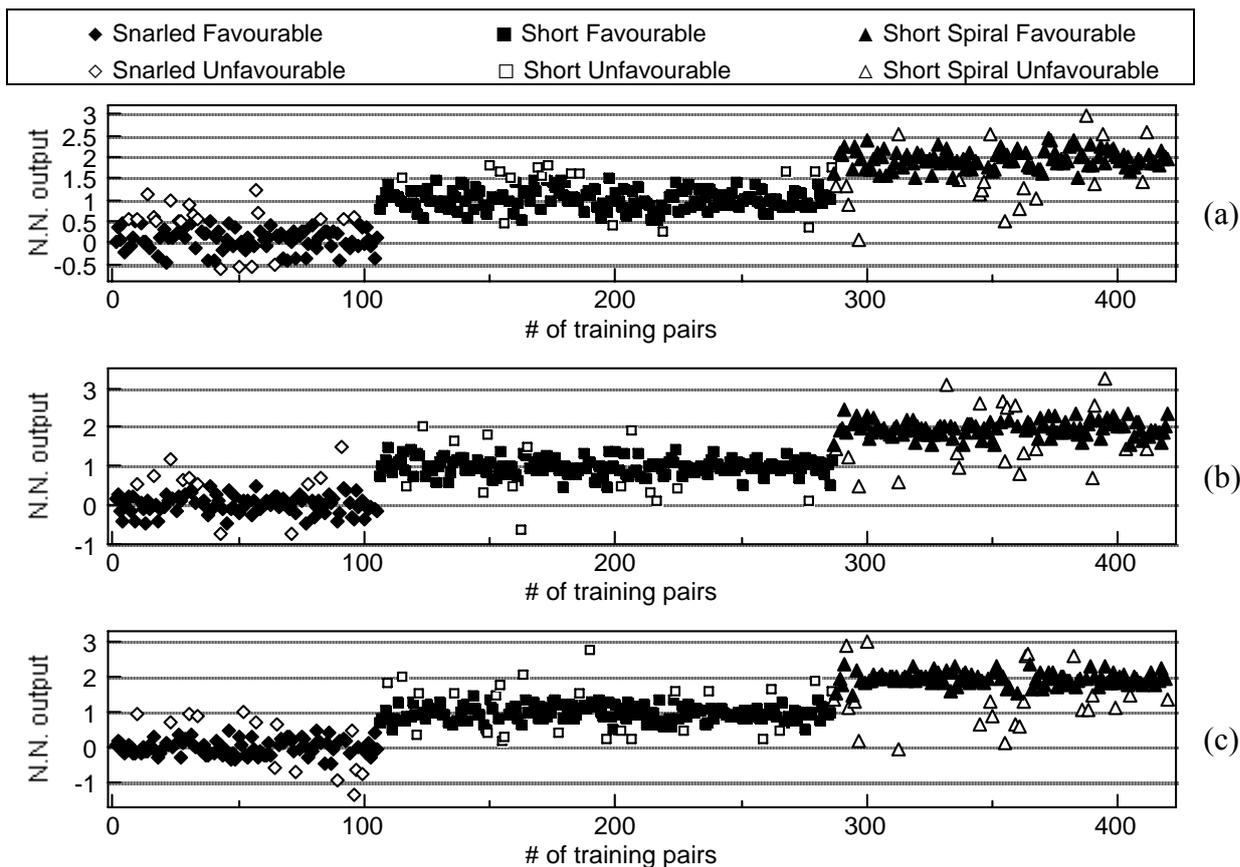
Distribuzione risultati $V_1 + V_2/4$ parametri (a): Fc 4-4-1; (b): Fc 4-8-1; (c): Fc 4-16-1



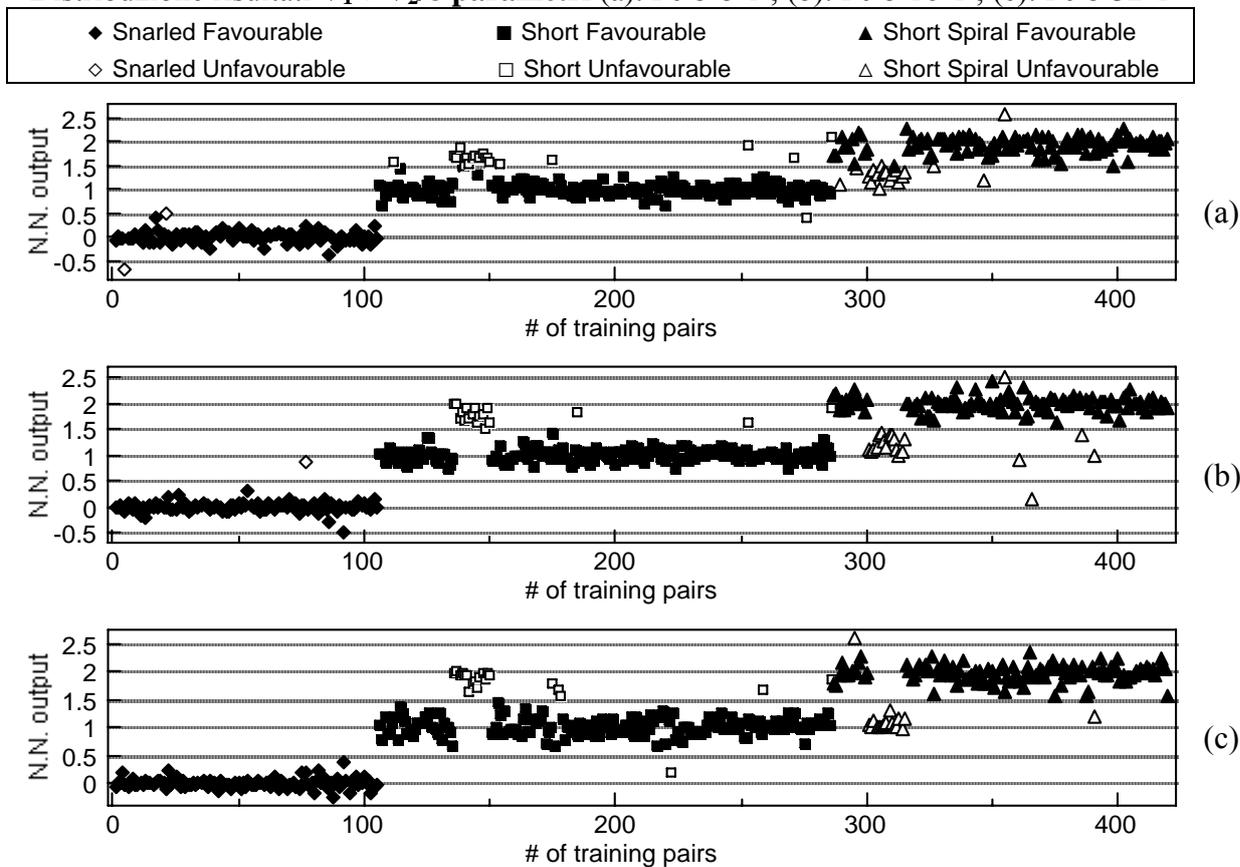
Distribuzione risultati $V_1 + V_2/4$ parametri (a): Ff 4-4-1; (b): Ff 4-8-1; (c): Ff 4-16-1



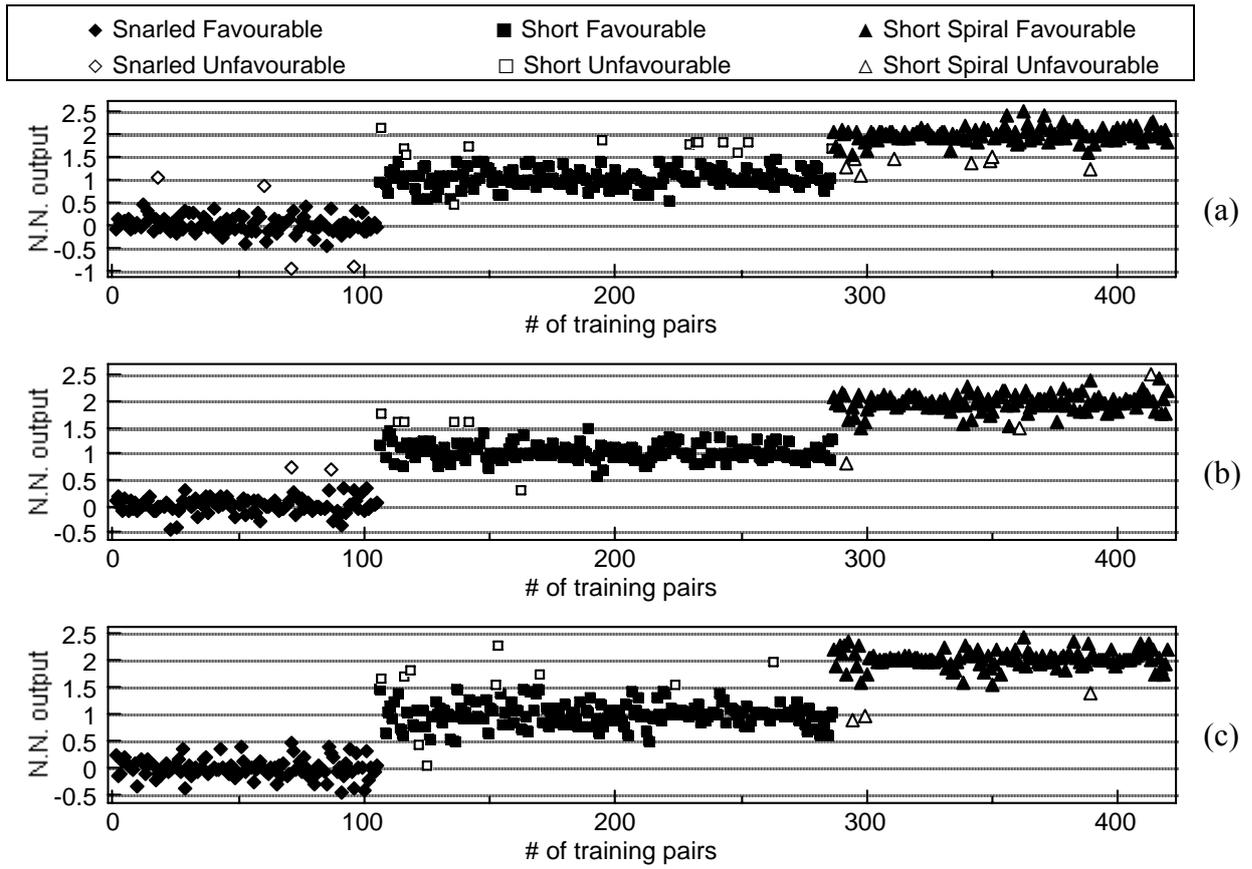
Distribuzione risultati $V_1 + V_2/4$ parametri (a): Fp 4-4-1 ; (b): Fp 4-8-1 ; (c): Fp 4-16-1



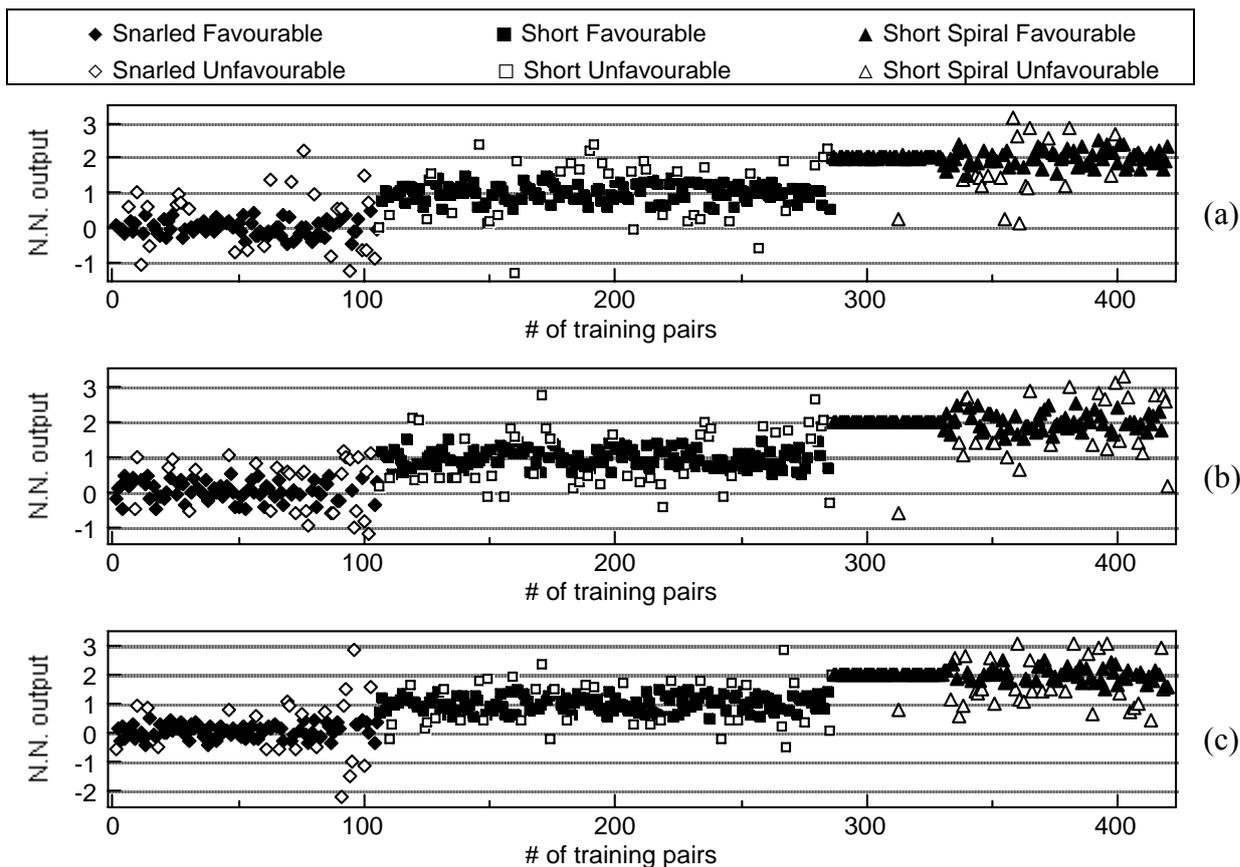
Distribuzione risultati $V_1 + V_2/8$ parametri (a): Fc 8-8-1 ; (b): Fc 8-16-1 ; (c): Fc 8-32-1



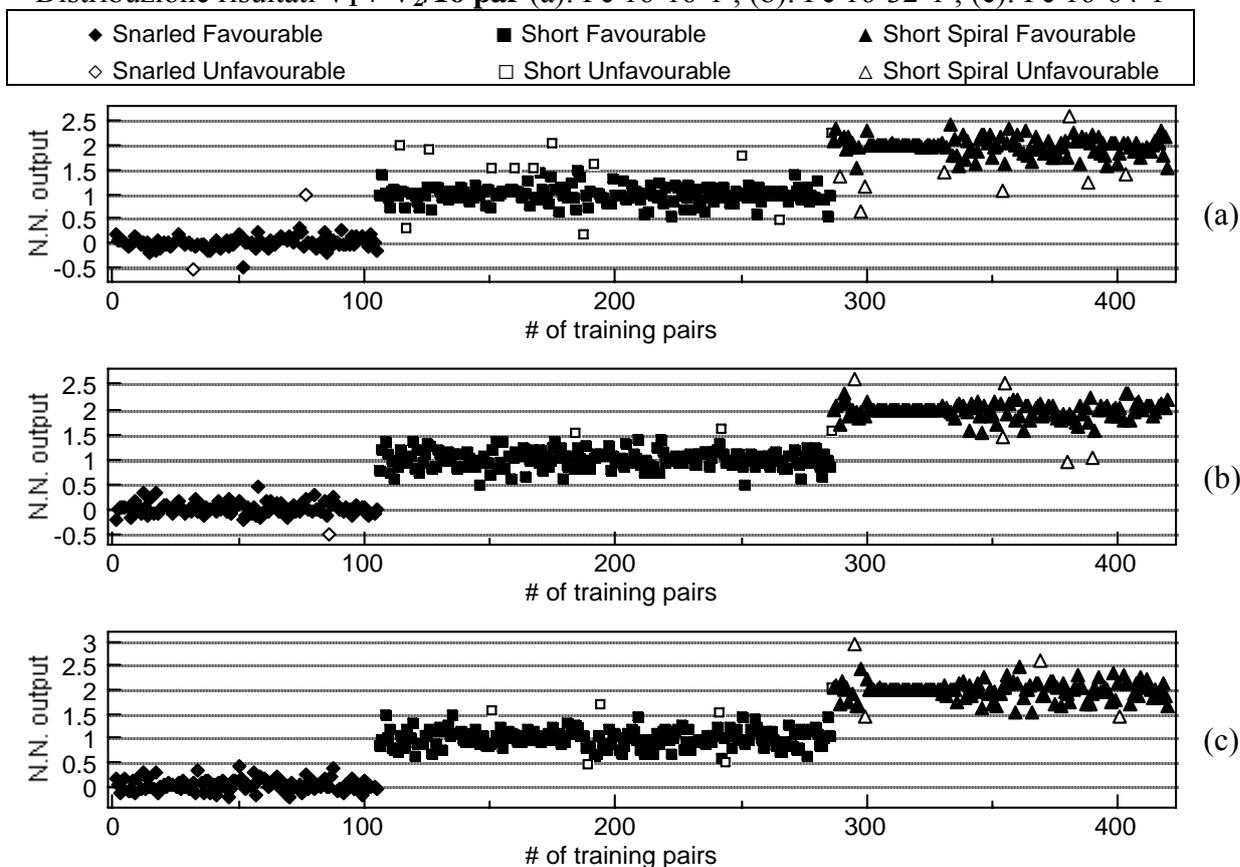
Distribuzione risultati $V_1 + V_2/8$ parametri (a): Ff 8-8-1 ; (b): Ff 8-16-1 ; (c): Ff 8-32-1



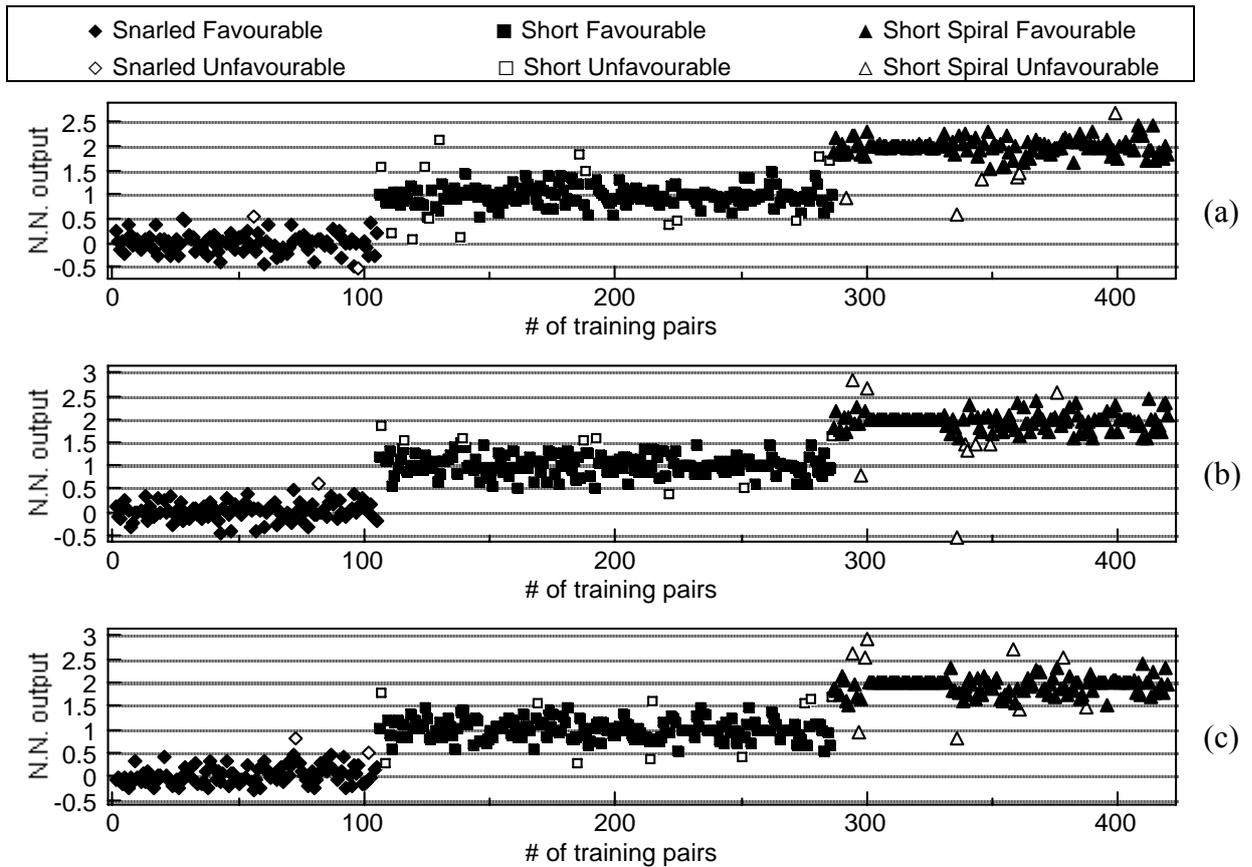
Distribuzione risultati $V_1 + V_2/8$ parametri (a): Fp 8-8-1 ; (b): Fp 8-16-1 ; (c): Fp 8-32-1



Distribuzione risultati $V_1 + V_2/16$ par (a): Fc 16-16-1 ; (b): Fc 16-32-1 ; (c): Fc 16-64-1



Distribuzione risultati $V_1 + V_2/16$ par (a): Ff 16-16-1 ; (b): Ff 16-32-1 ; (c): Ff 16-64-1



Distribuzione risultati $V_1 + V_2/16$ par (a): Fp 16-16-1 ; (b): Fp 16-32-1 ; (c): Fp 16-64-1

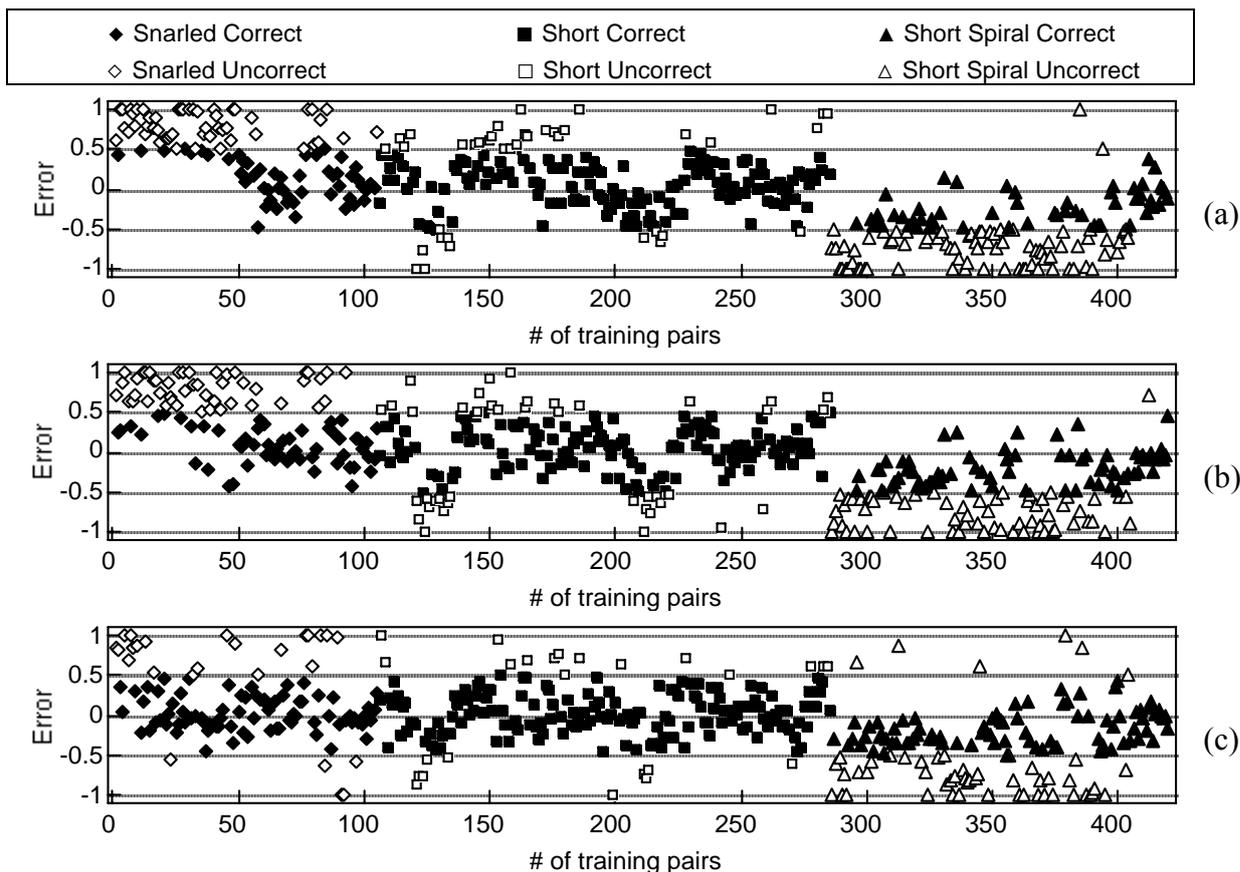


Diagramma Errore $V_1 + V_2/4$ parametri (a): Fc 4-4-1 ; (b): Fc 4-8-1 ; (c): Fc 4-16-1

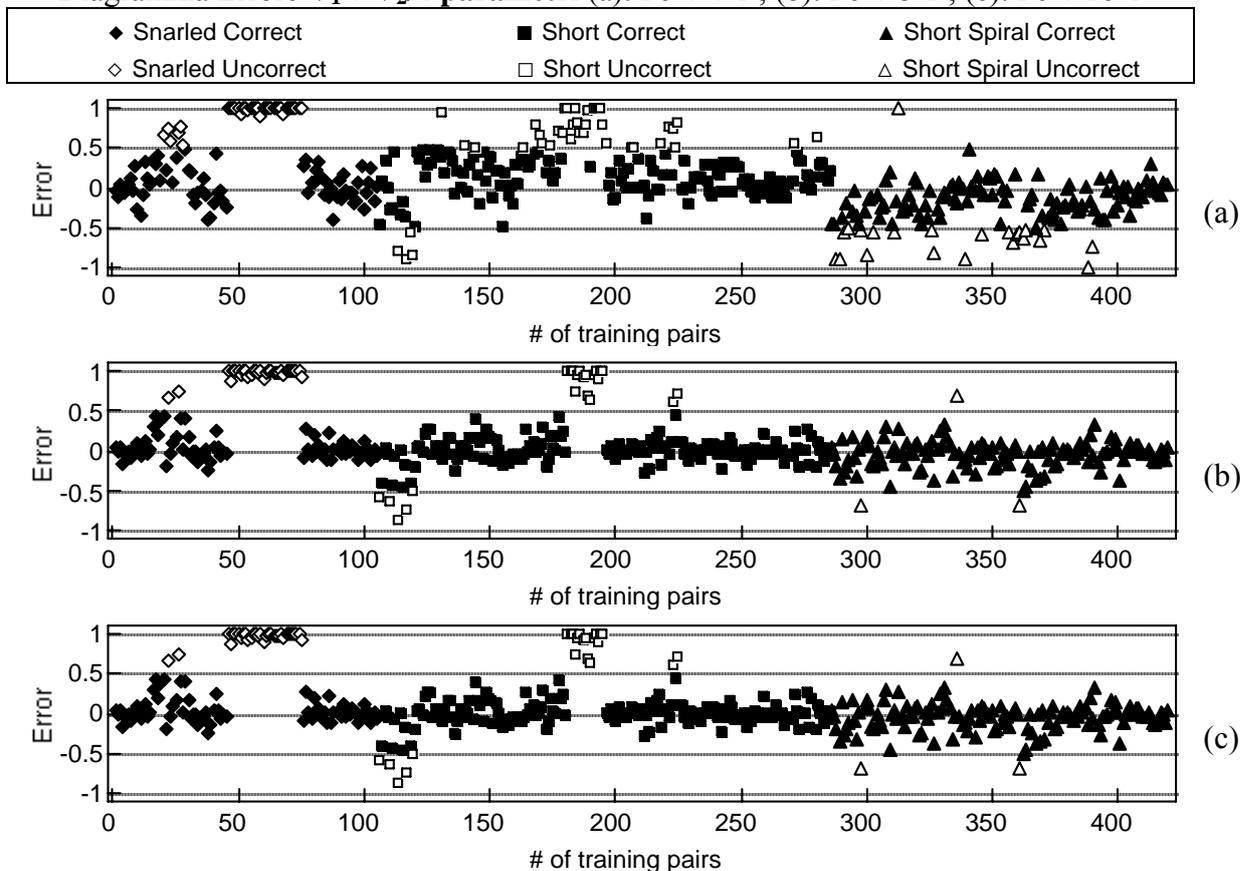


Diagramma Errore $V_1 + V_2/4$ parametri (a): Ff 4-4-1 ; (b): Ff 4-8-1 ; (c): Ff 4-16-1

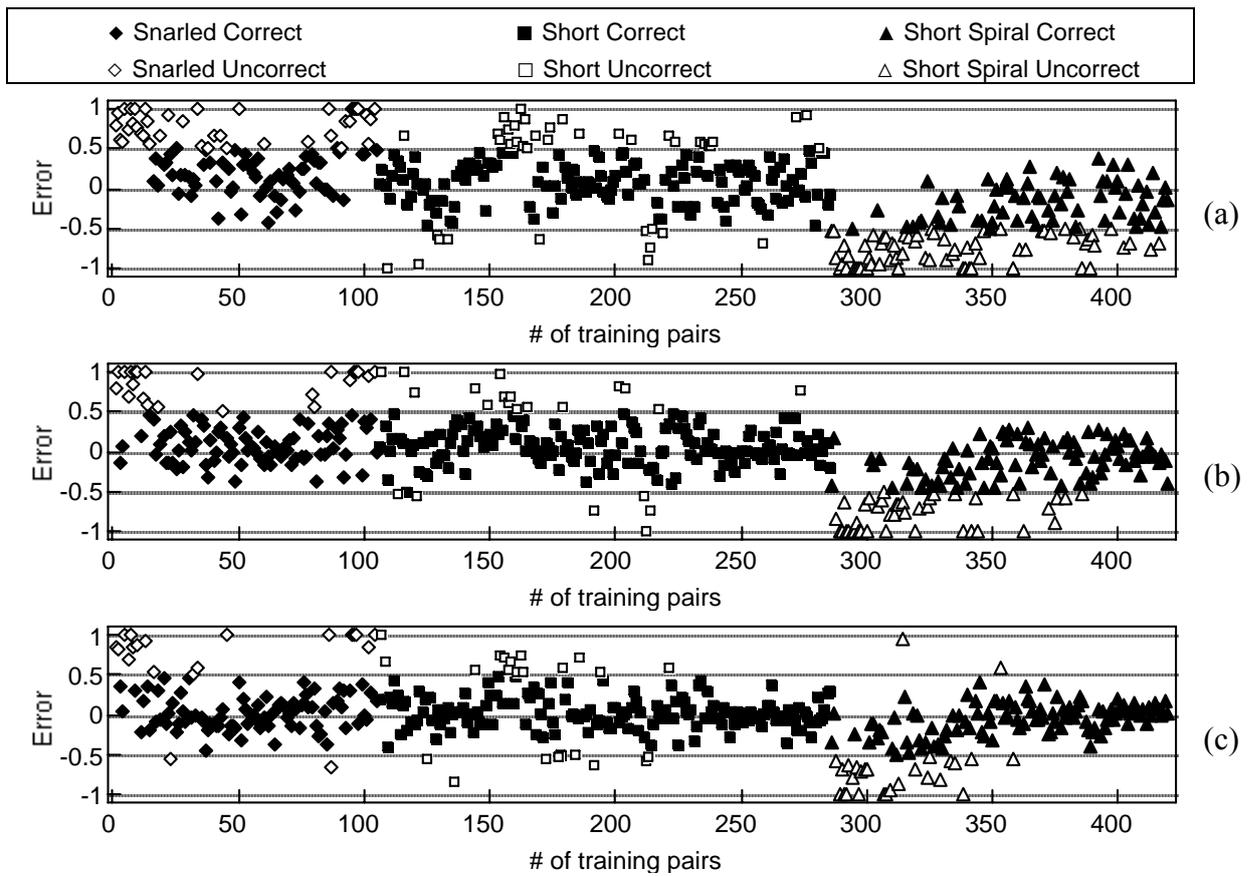
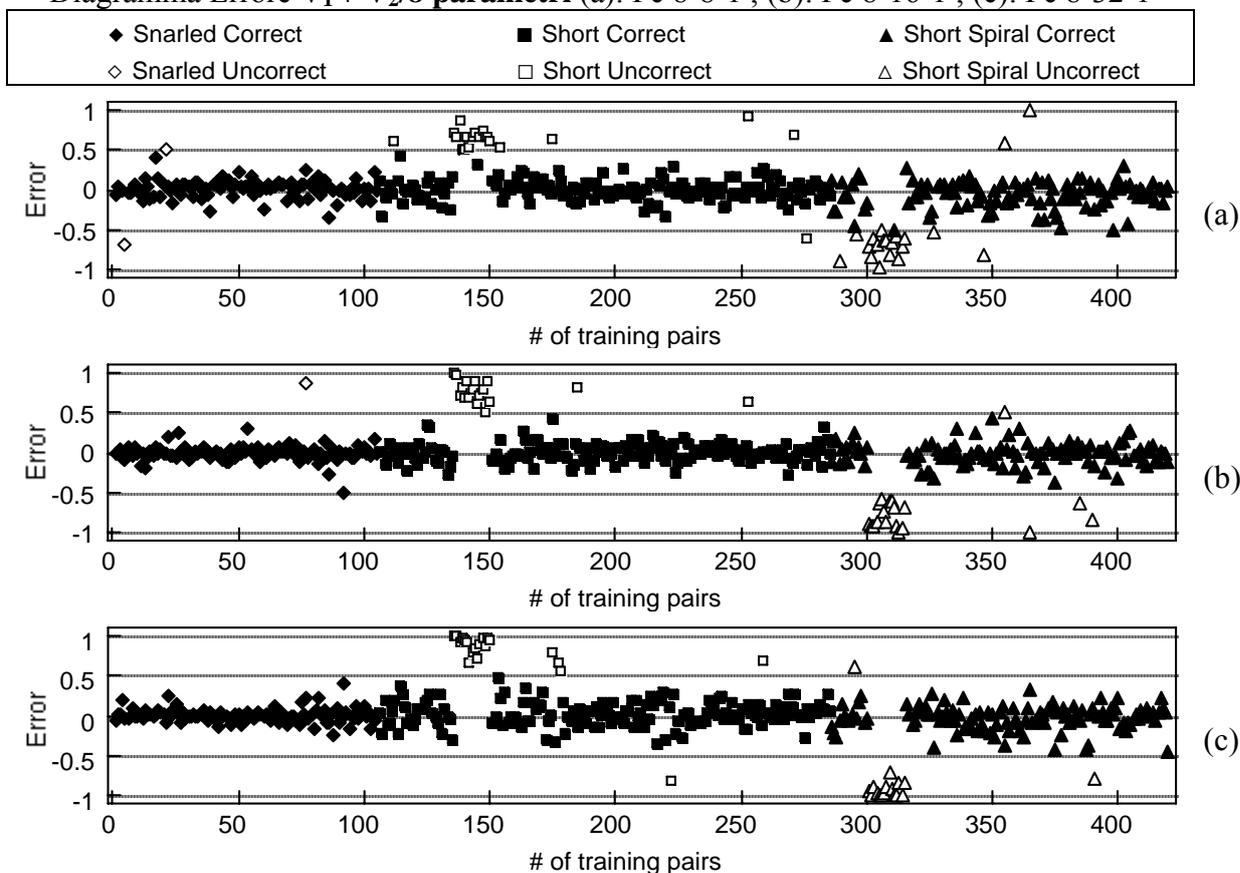
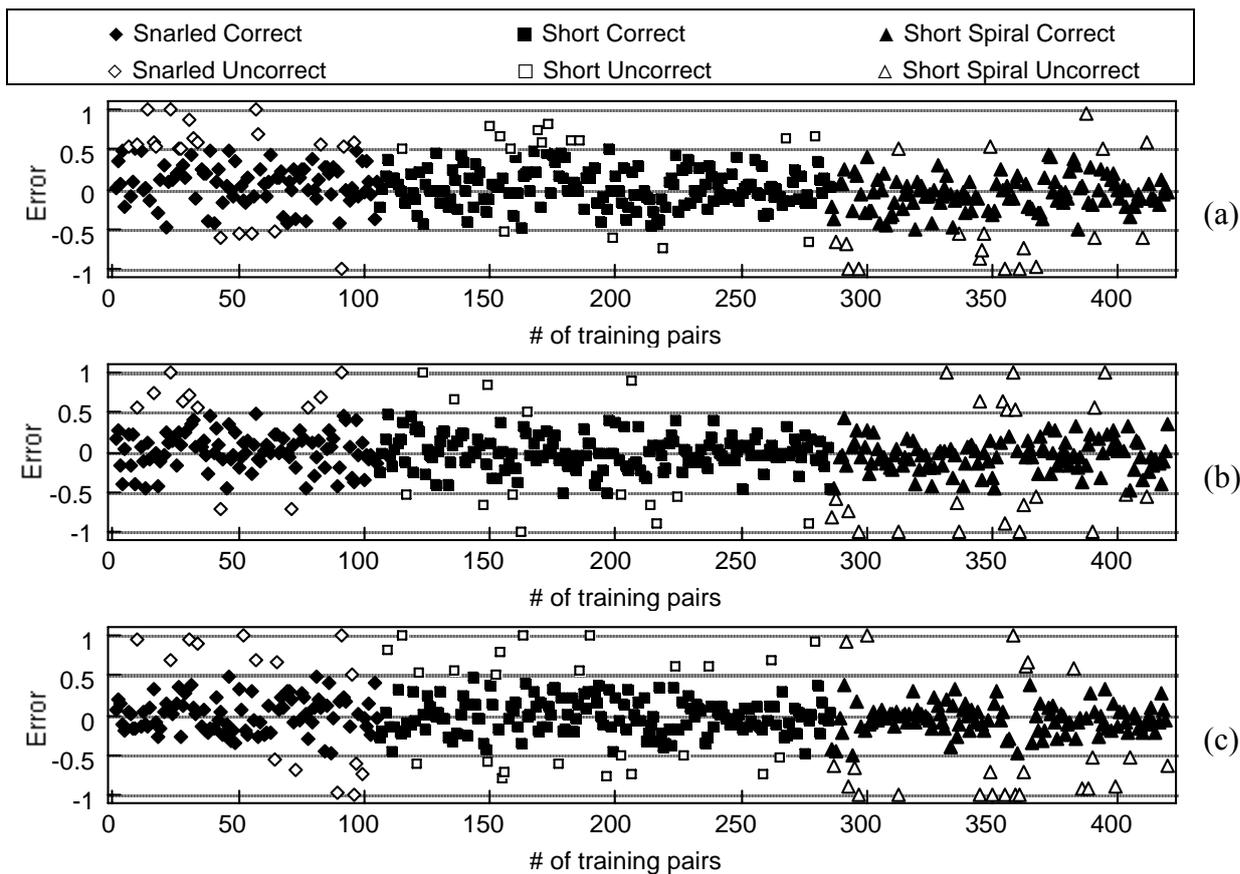


Diagramma Errore $V_1 + V_2/4$ parametri (a): Fp 4-4-1 ; (b): Fp 4-8-1 ; (c): Fp 4-16-1



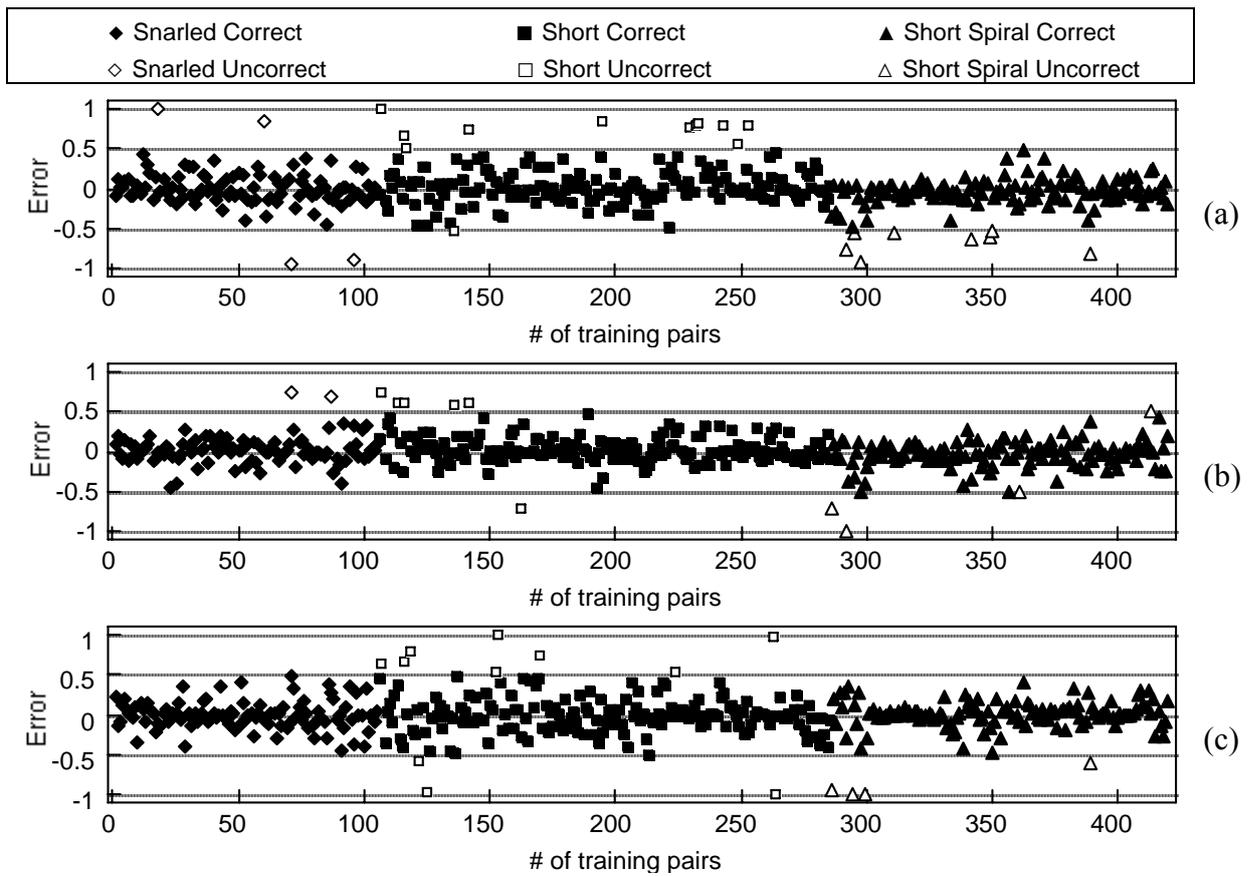
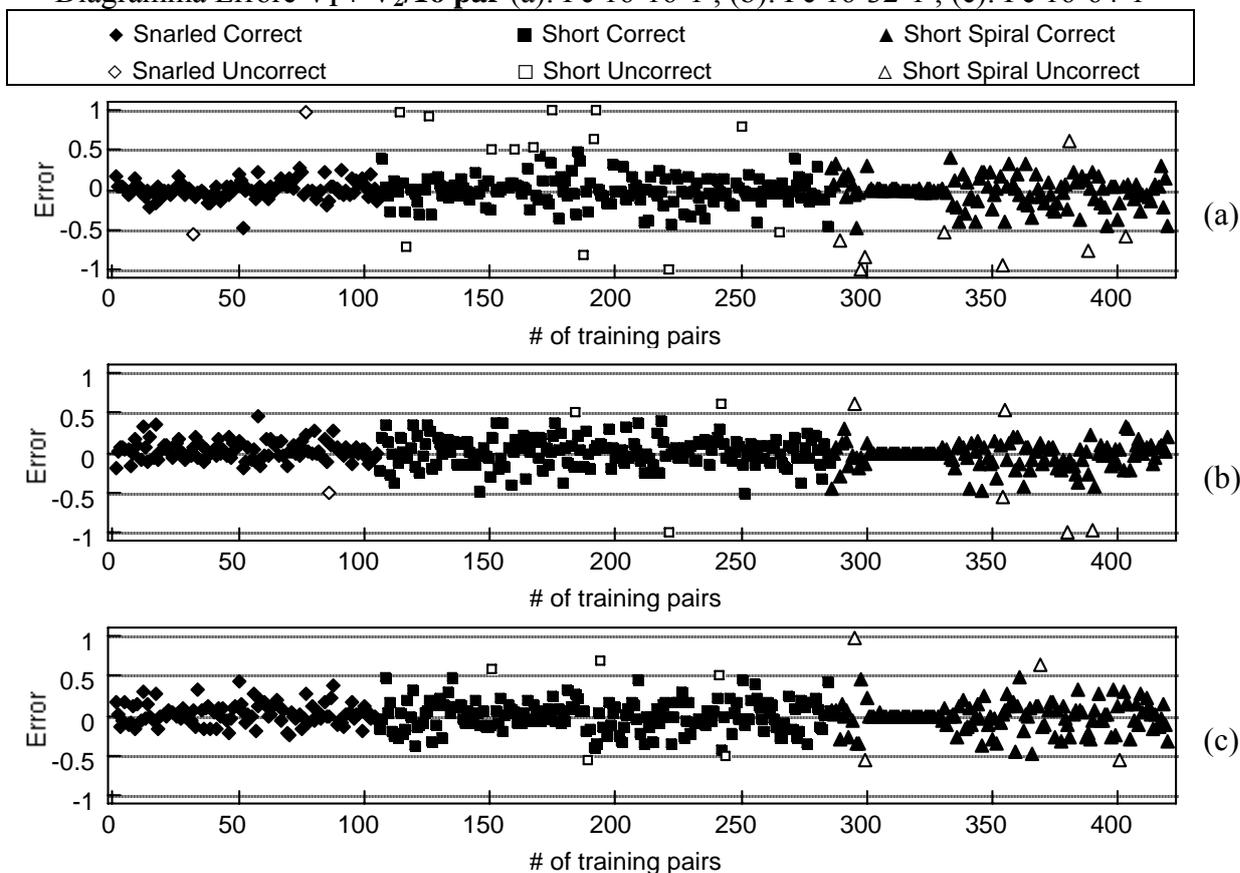
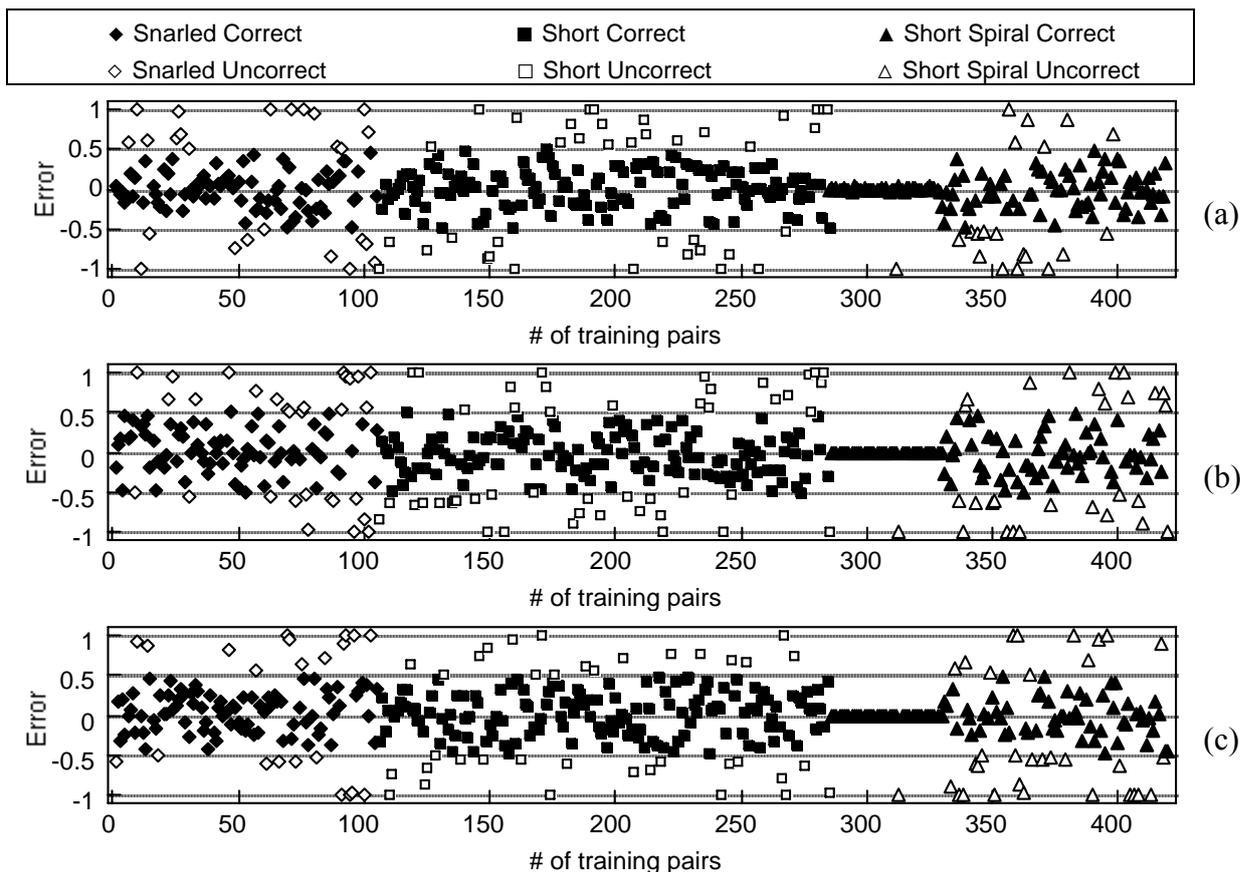


Diagramma Errore $V_1 + V_2/8$ parametri (a): Fp 8-8-1 ; (b): Fp 8-16-1 ; (c): Fp 8-32-1



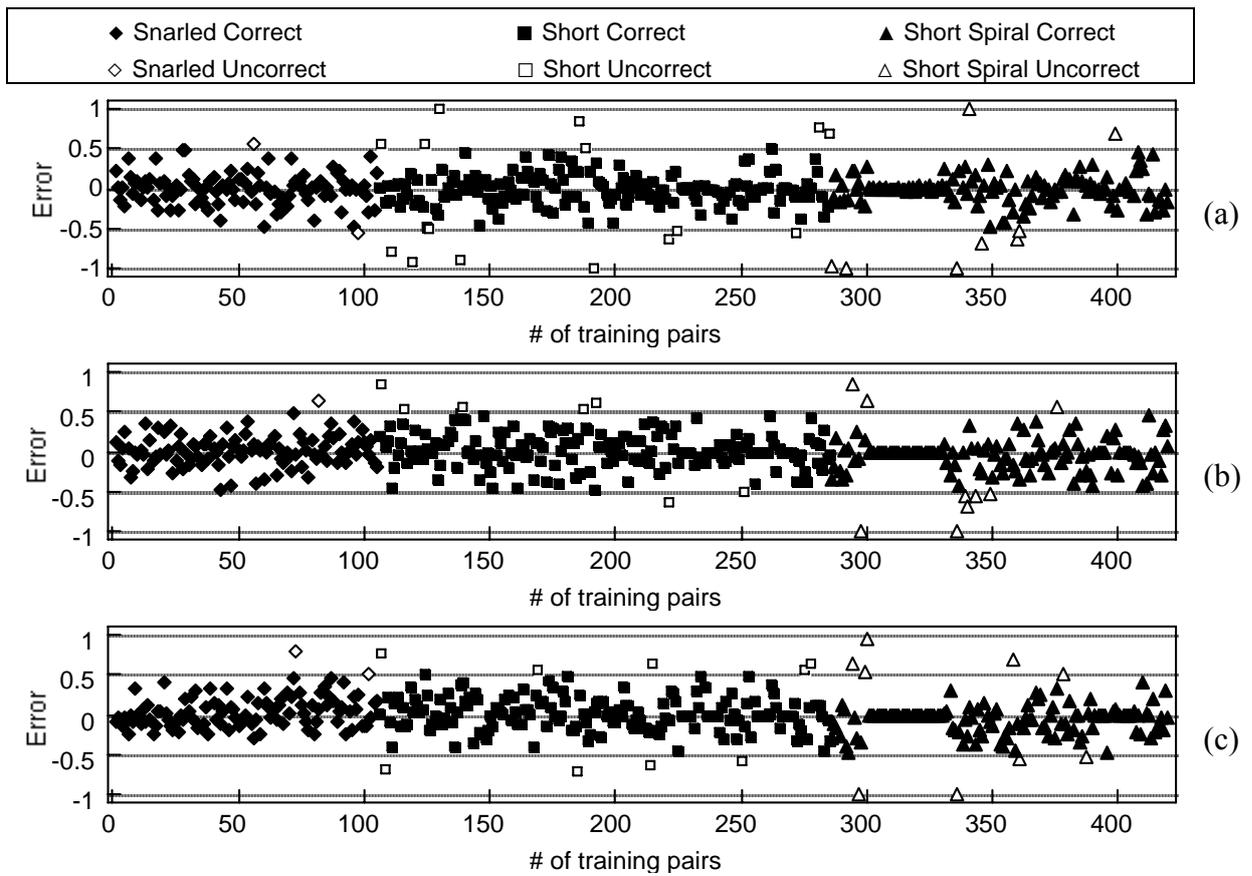
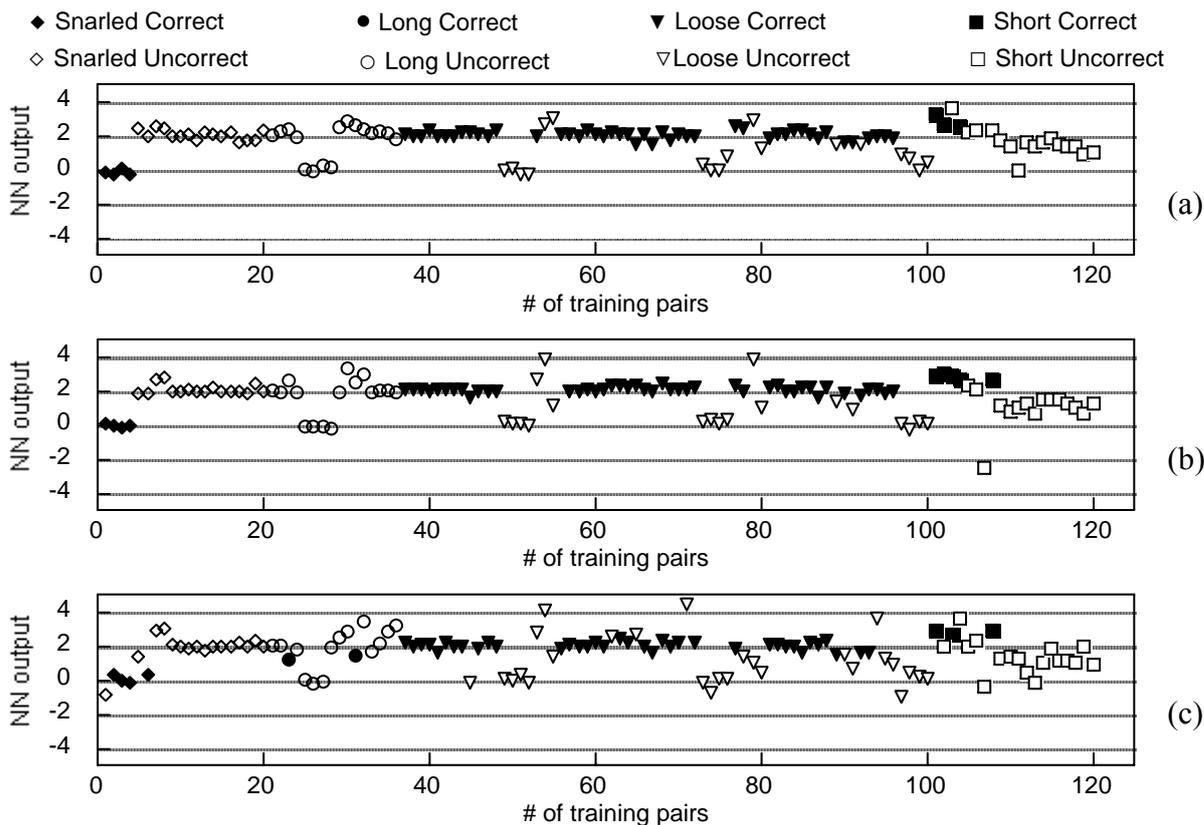


Diagramma Errore $V_1 + V_2/16$ par(a): Fp 16-16-1 ; (b): Fp 16-32-1 ; (c): Fp 16-64-1

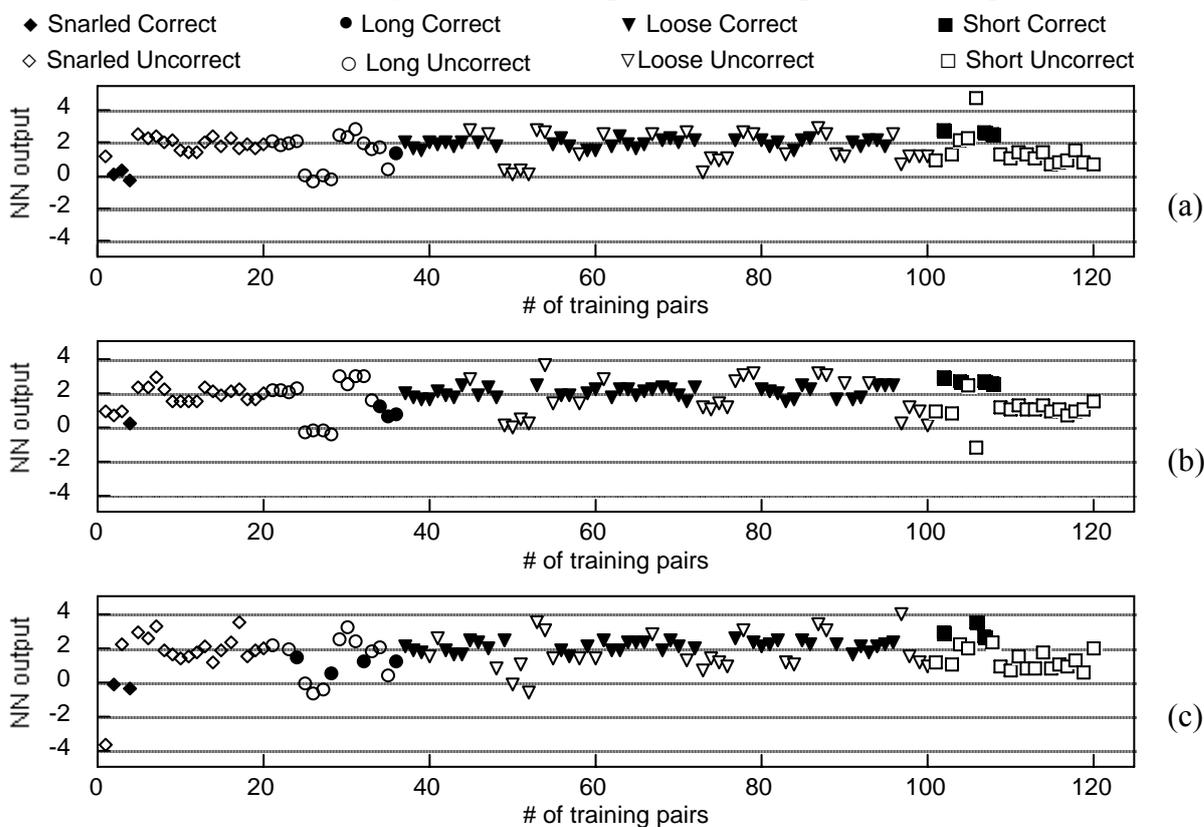
University of Kentucky

**Risultati ottenuti per ognuna delle
configurazioni delle reti neurali
supervisionate utilizzate**

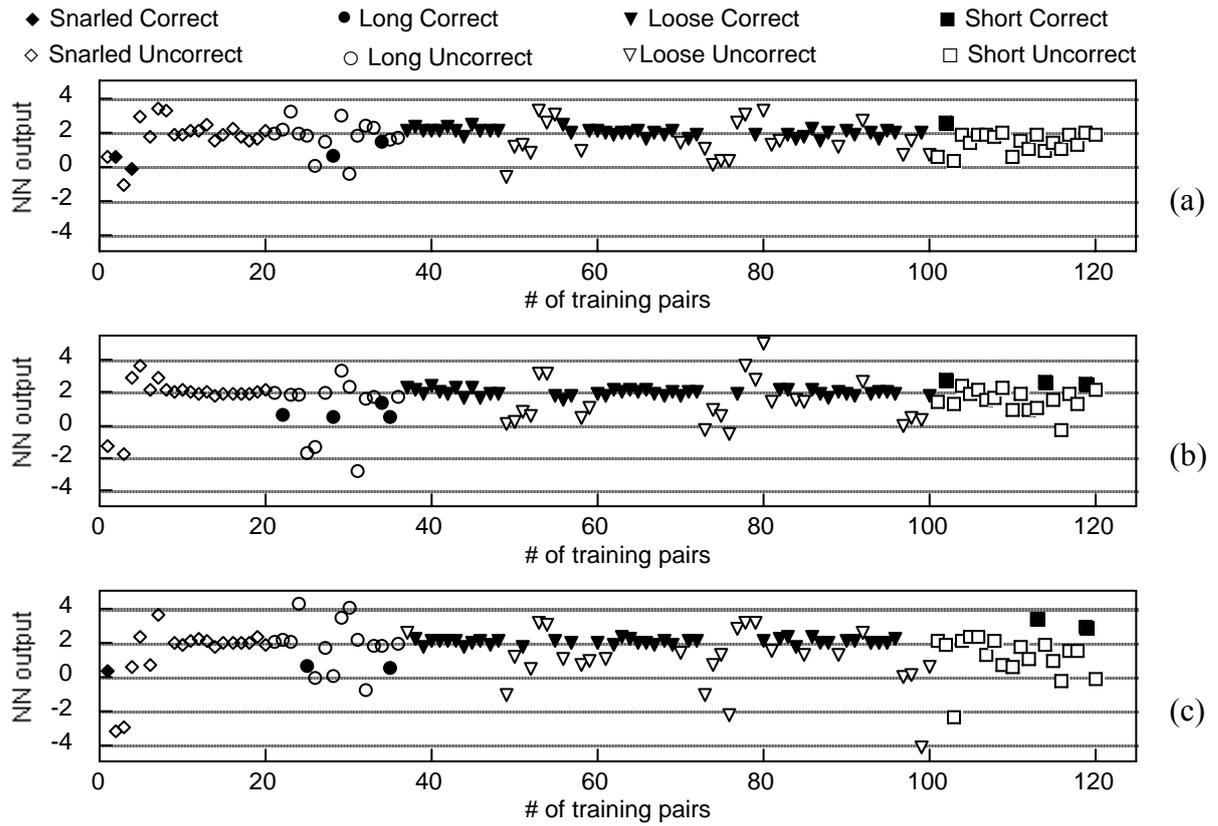
**Diagrammi dell'errore e
della distribuzione dei risultati**



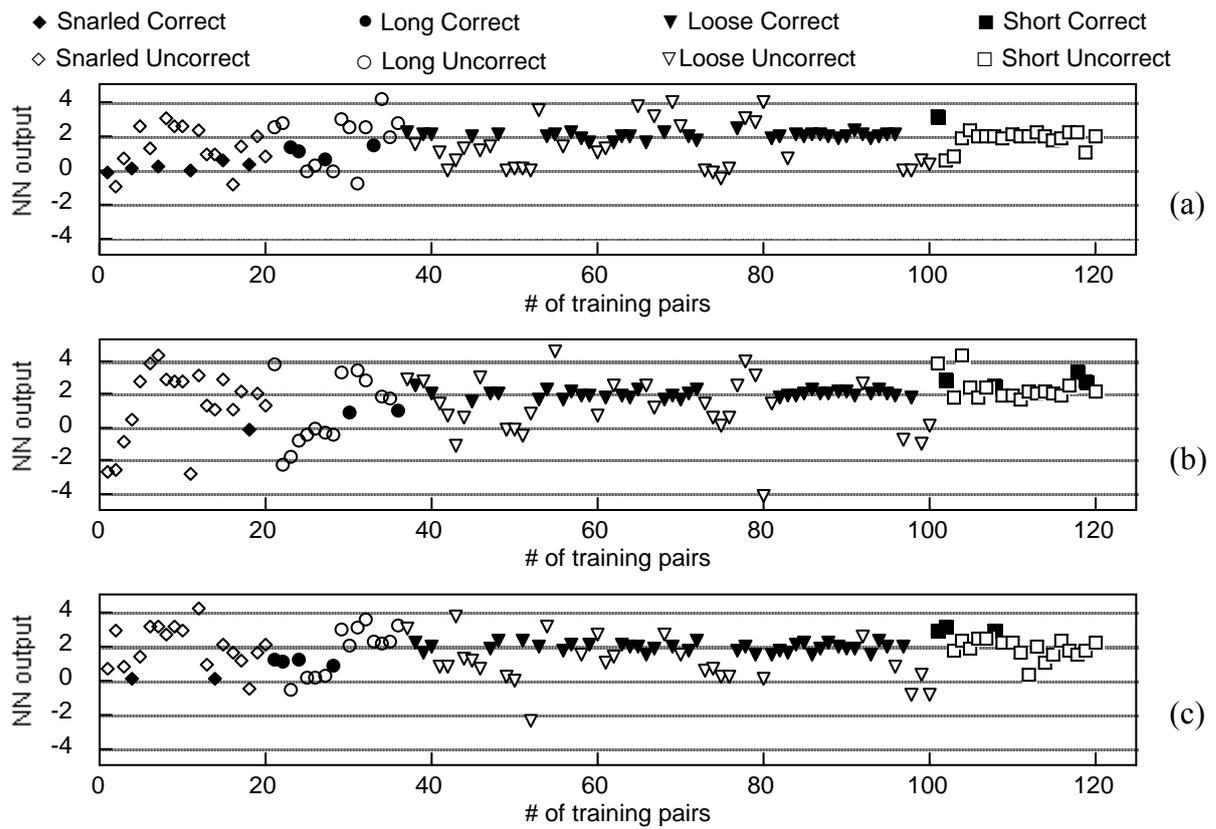
Distribuzione risultati $V_1/4$ parametri (a): Fp 4-4-1 ; (b): Fp 4-8-1 ; (c): Fp 4-16-1



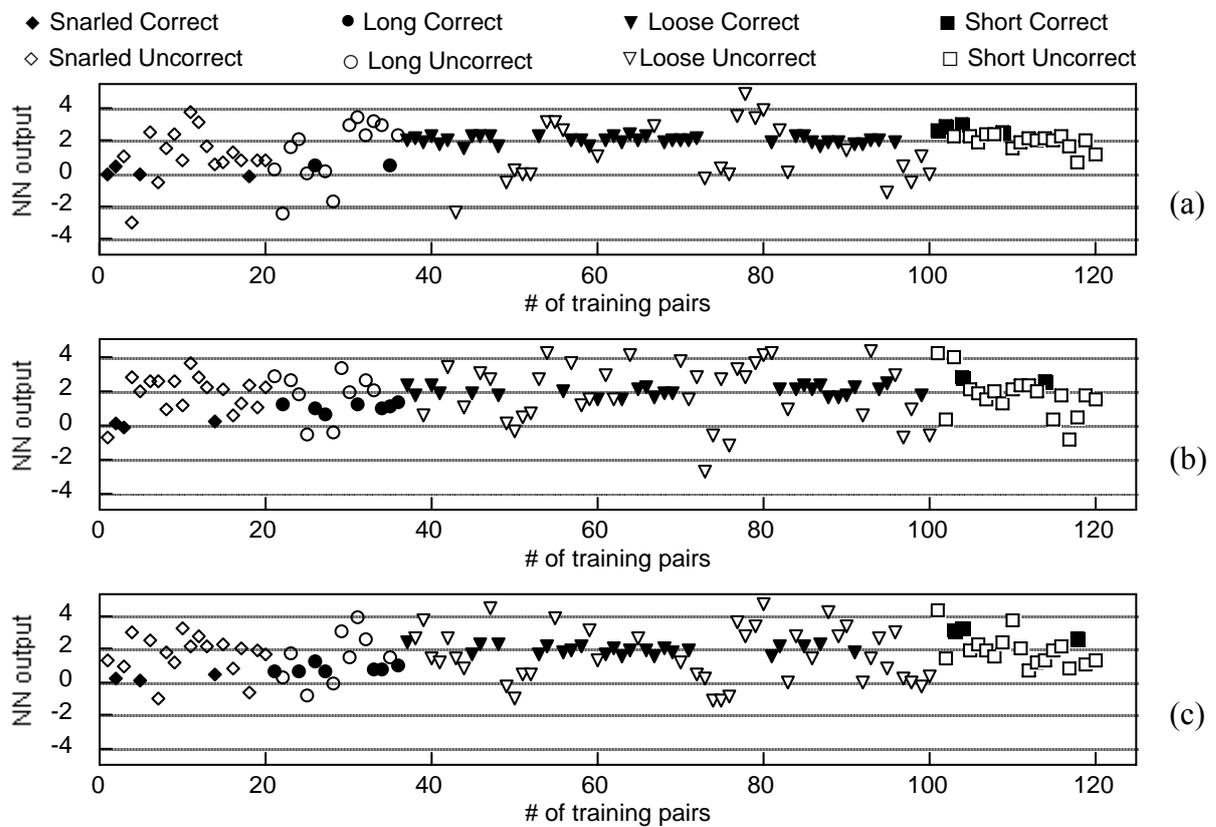
Distribuzione risultati $V_1/4$ parametri (a): Ff 4-4-1 ; (b): Ff 4-8-1 ; (c): Ff 4-16-1



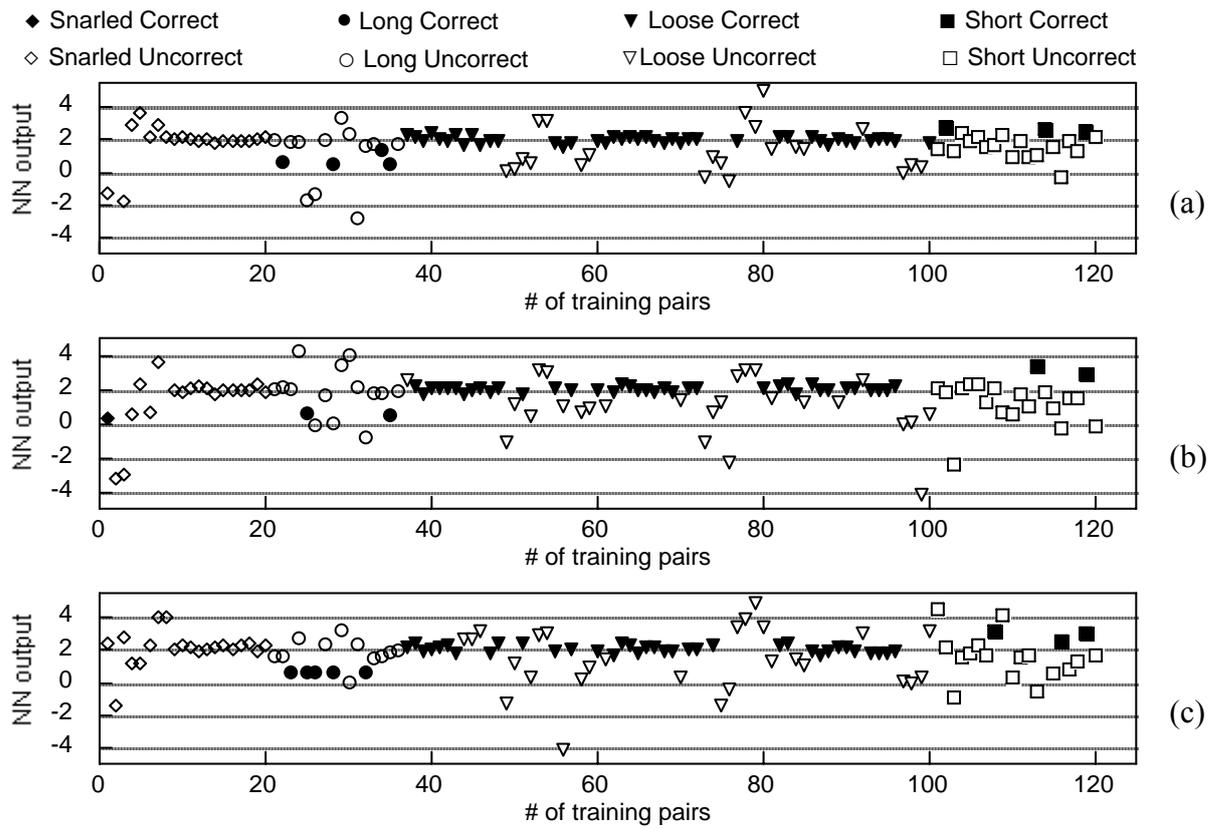
Distribuzione risultati $V_1/4$ parametri (a): Fc 4-4-1 ; (b): Fc 4-8-1 ; (c): Fc 4-16-1



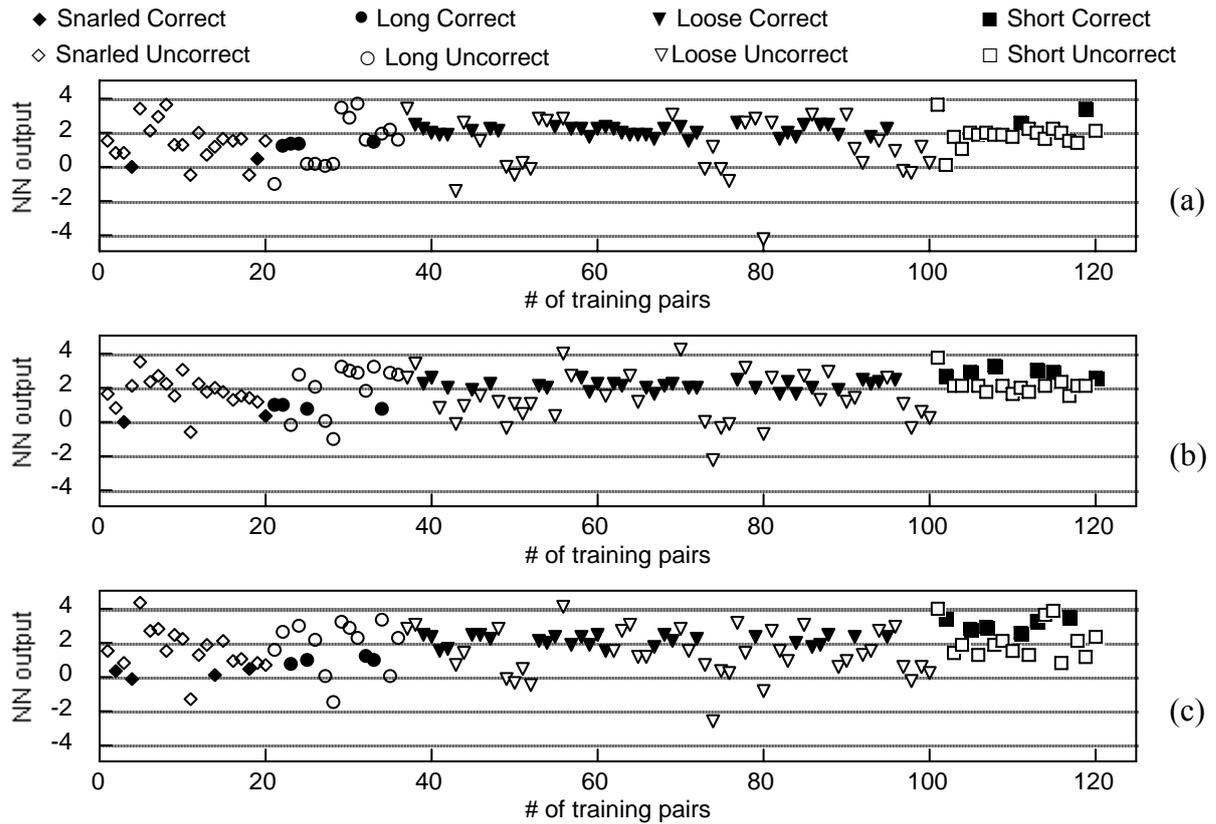
Distribuzione risultati $V_1/8$ parametri (a): Fp 8-8-1 ; (b): Fp 8-16-1 ; (c): Fp 8-32-1



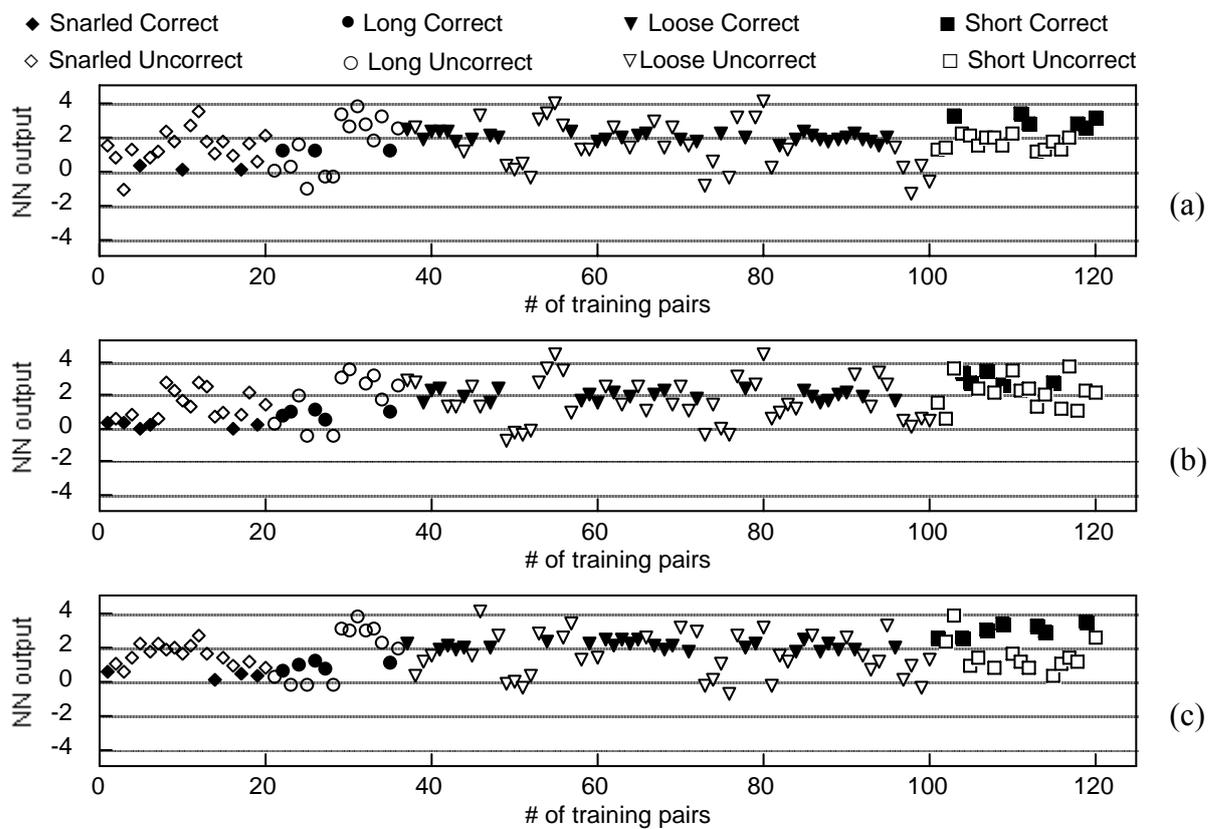
Distribuzione risultati $V_1/8$ parametri (a): Ff 8-8-1 ; (b): Ff 8-16-1 ; (c): Ff 8-32-1



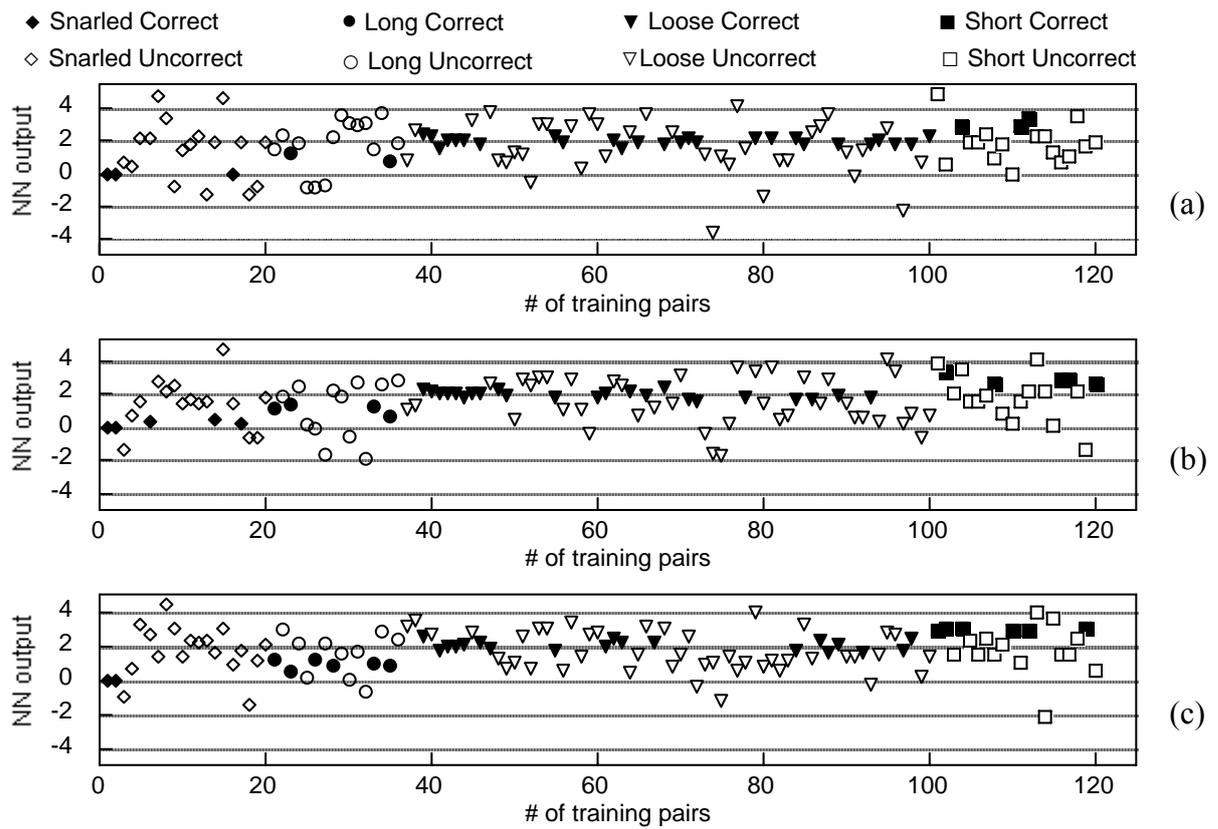
Distribuzione risultati $V_1/8$ parametri (a): Fc 8-8-1 ; (b): Fc 8-16-1 ; (c): Fc 8-32-1



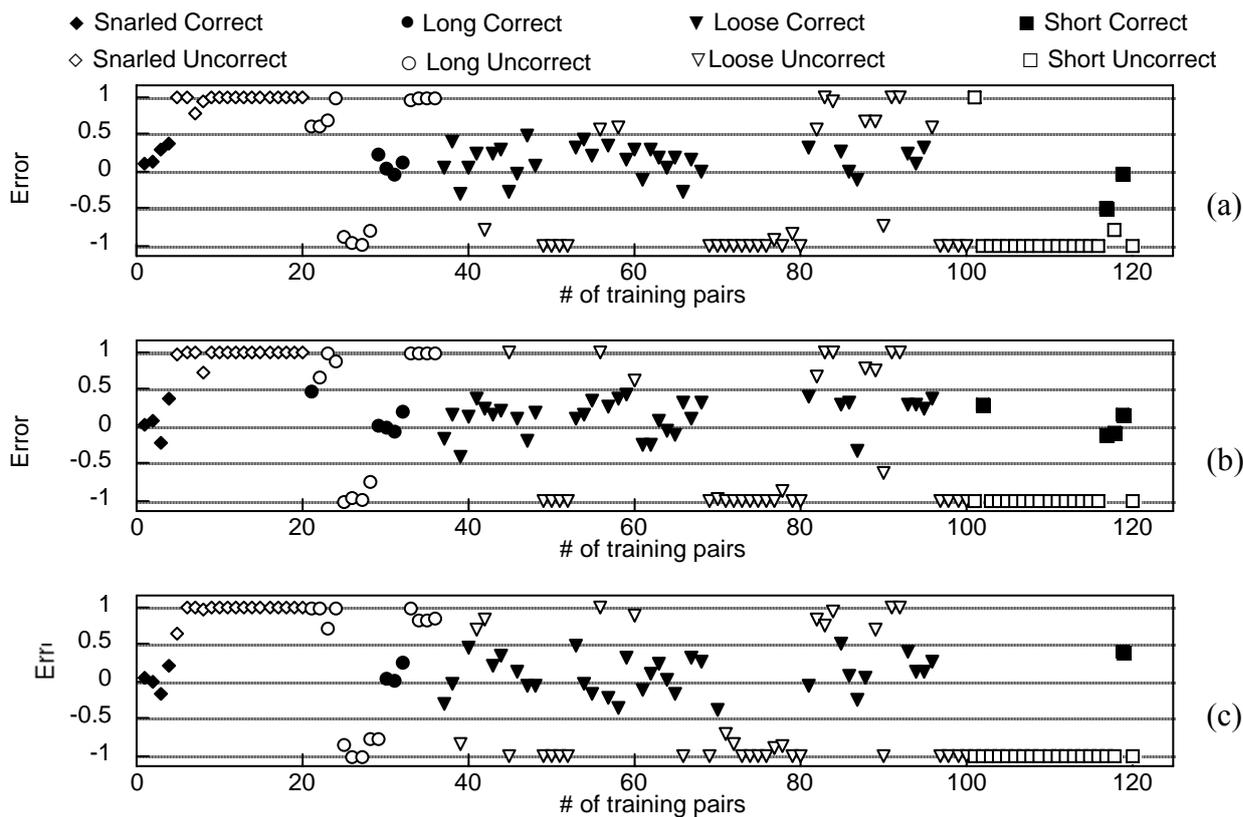
Distribuzione risultati $V_1/16$ parametri (a): Fp 16-16-1 ; (b): Fp 16-32-1 ; (c): Fp 16-64-1



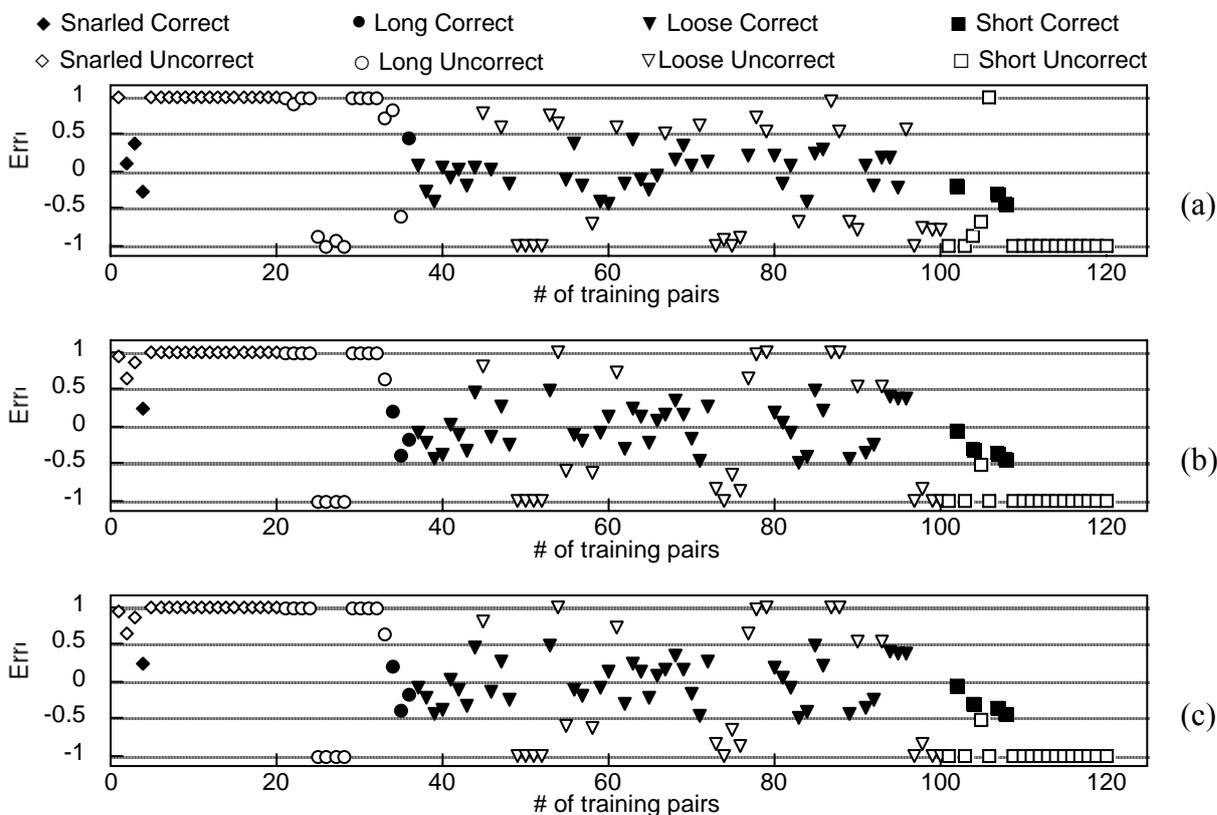
Distribuzione risultati $V_1/16$ parametri (a): Ff 16-16-1 ; (b): Ff 16-32-1 ; (c): Ff 16-64-1



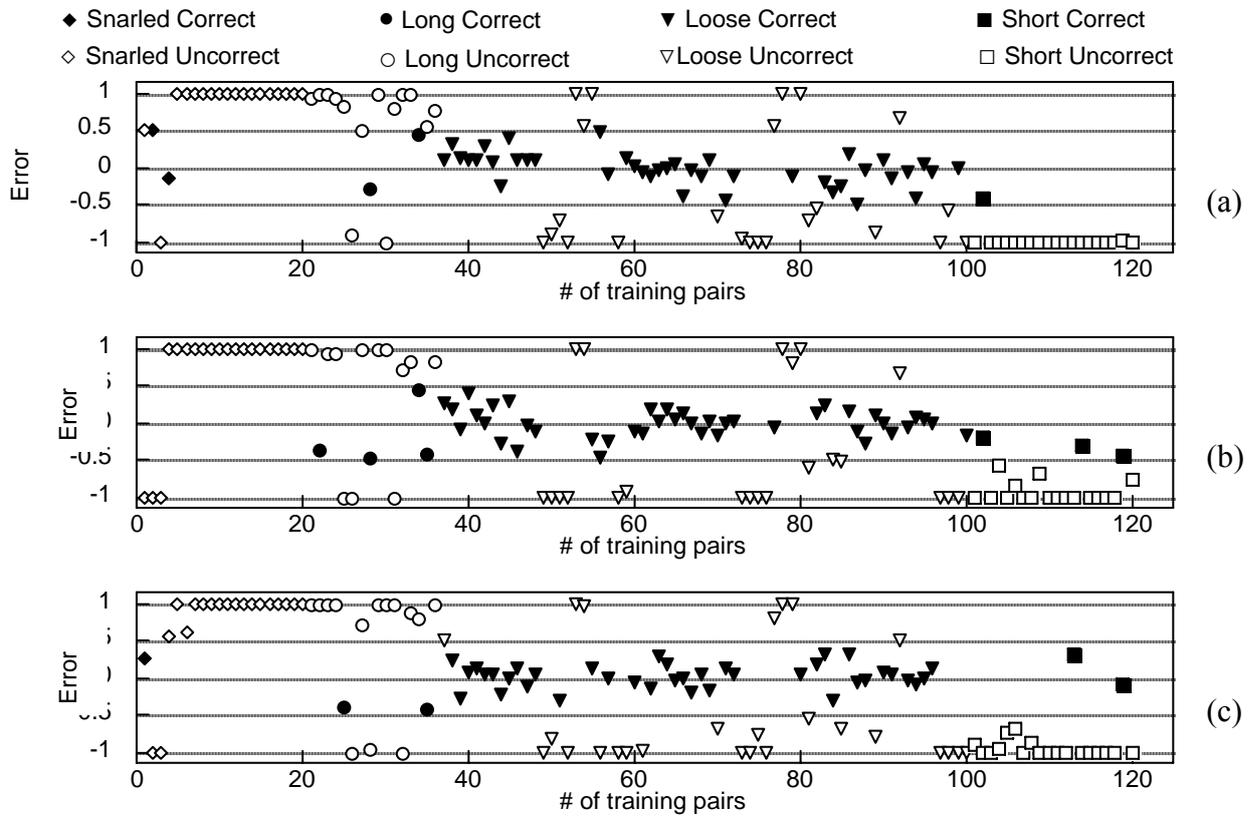
Distribuzione risultati $V_1/16$ parametri (a): Fc 16-16-1 ; (b): Fc 16-32-1 ; (c): Fc 16-64-1



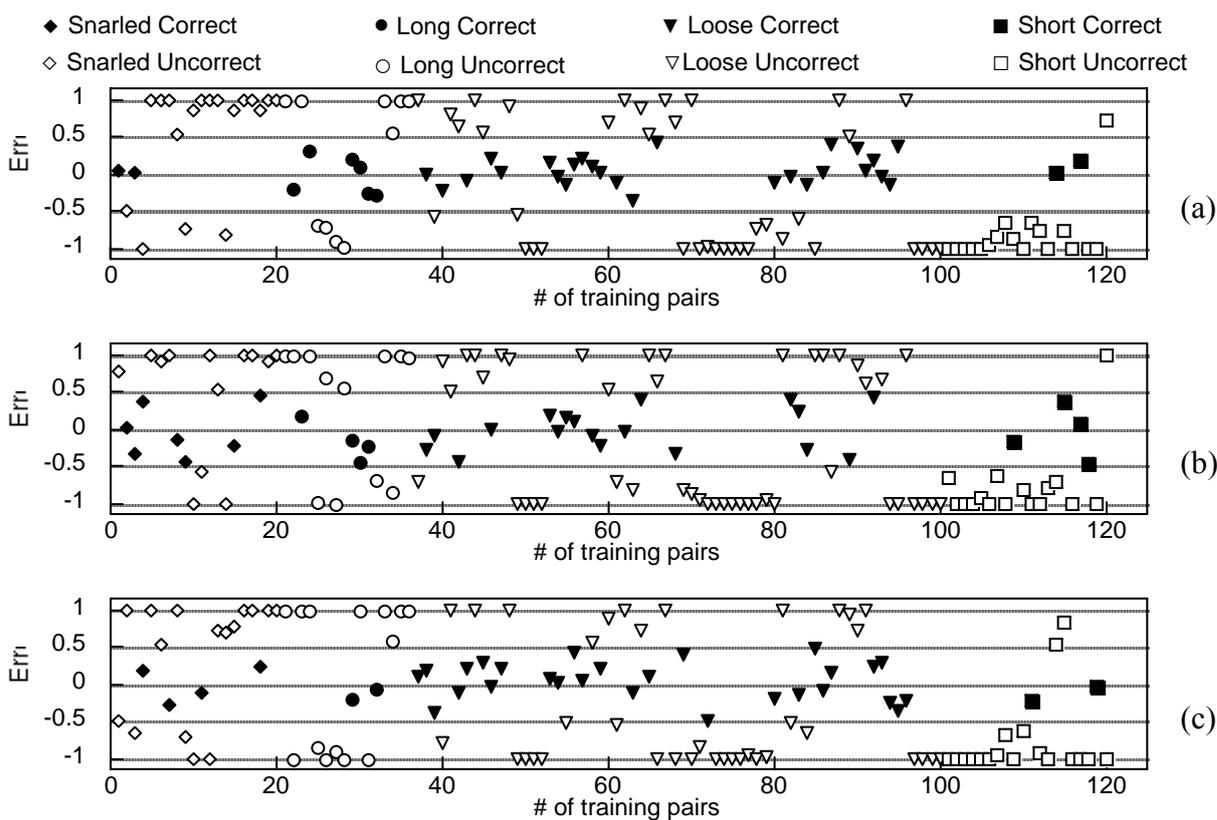
Distribuzione Errore $V_1/4$ parametri (a): Fp 4-4-1 ; (b): Fp 4-8-1 ; (c): Fp 4-16-1



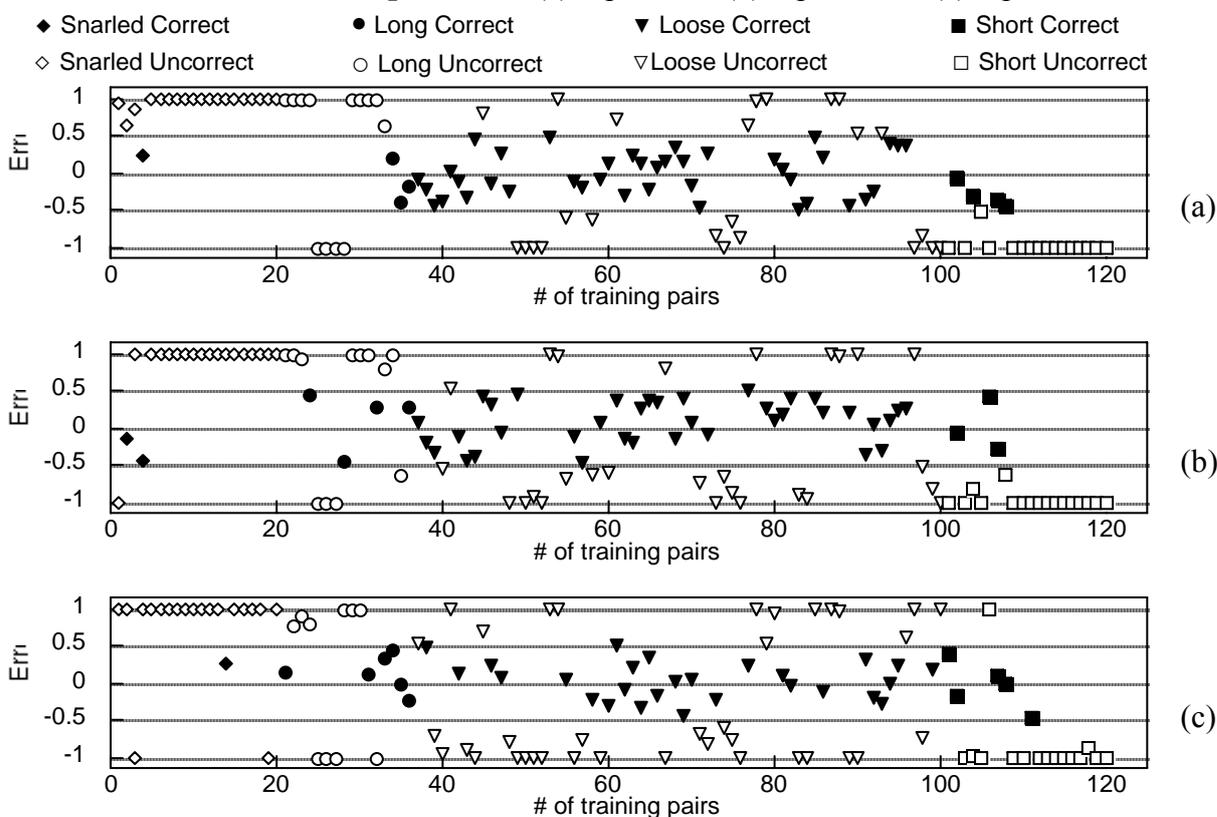
Distribuzione Errore $V_1/4$ parametri (a): Ff 4-4-1 ; (b): Ff 4-8-1 ; (c): Ff 4-16-1



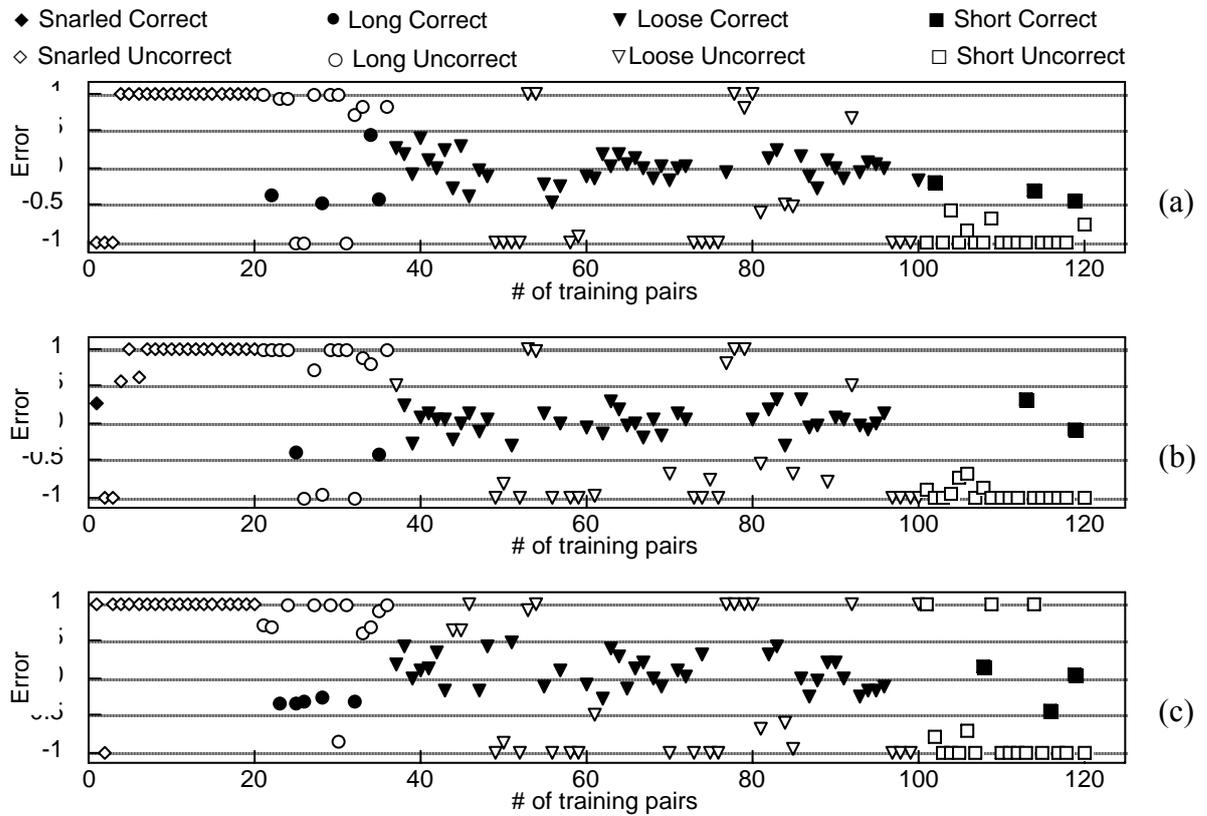
Distribuzione Errore $V_1/4$ parametri (a): Fc 4-4-1 ; (b): Fc 4-8-1 ; (c): Fc 4-16-1



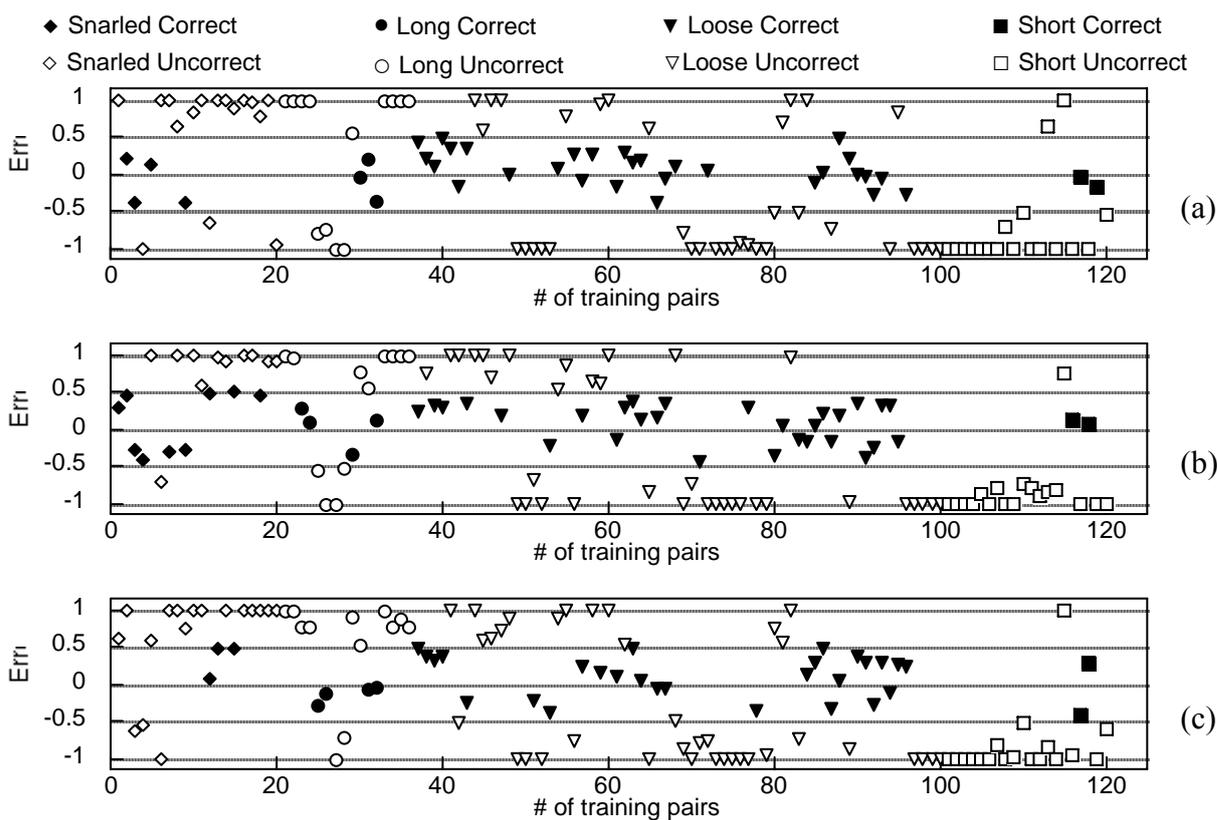
Distribuzione Errore $V_1/8$ parametri (a): Fp 8-8-1 ; (b): Fp 8-16-1 ; (c): Fp 8-32-1



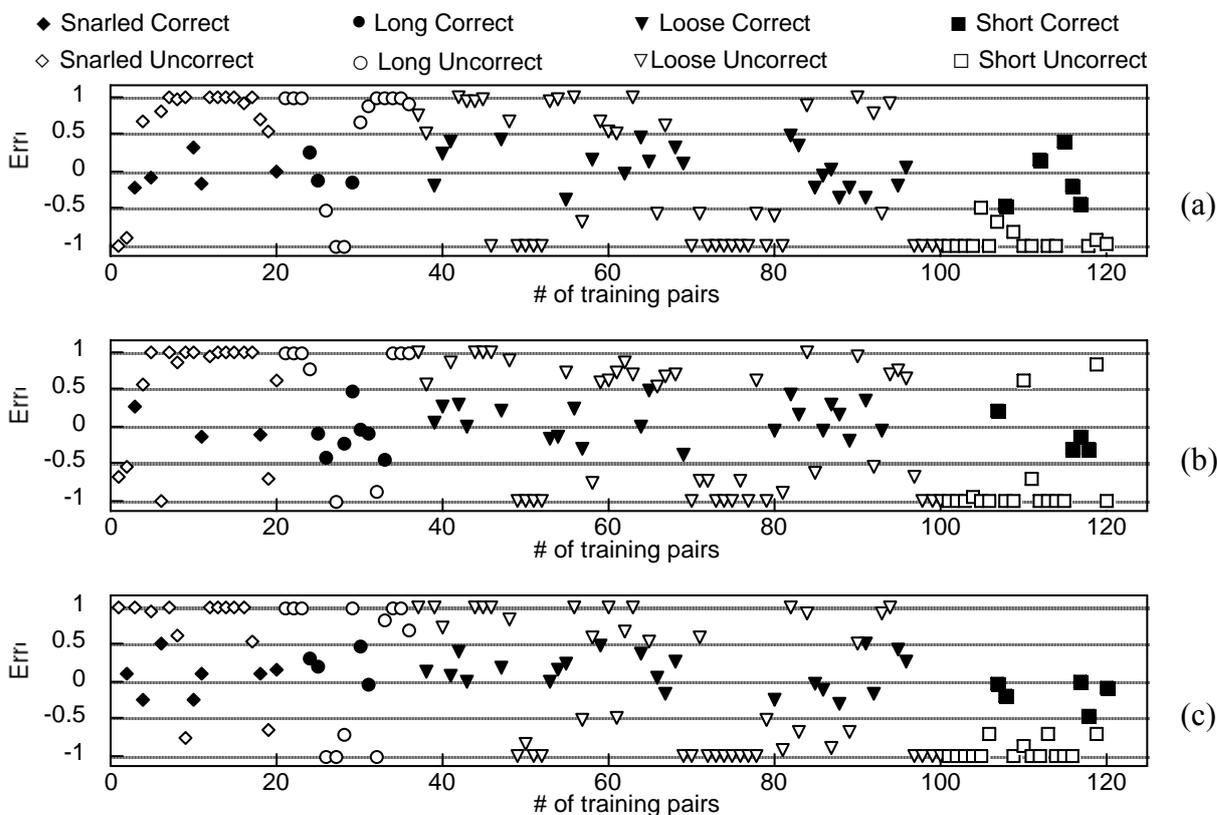
Distribuzione Errore $V_1/8$ parametri (a): Ff 8-8-1 ; (b): Ff 8-16-1 ; (c): Ff 8-32-1



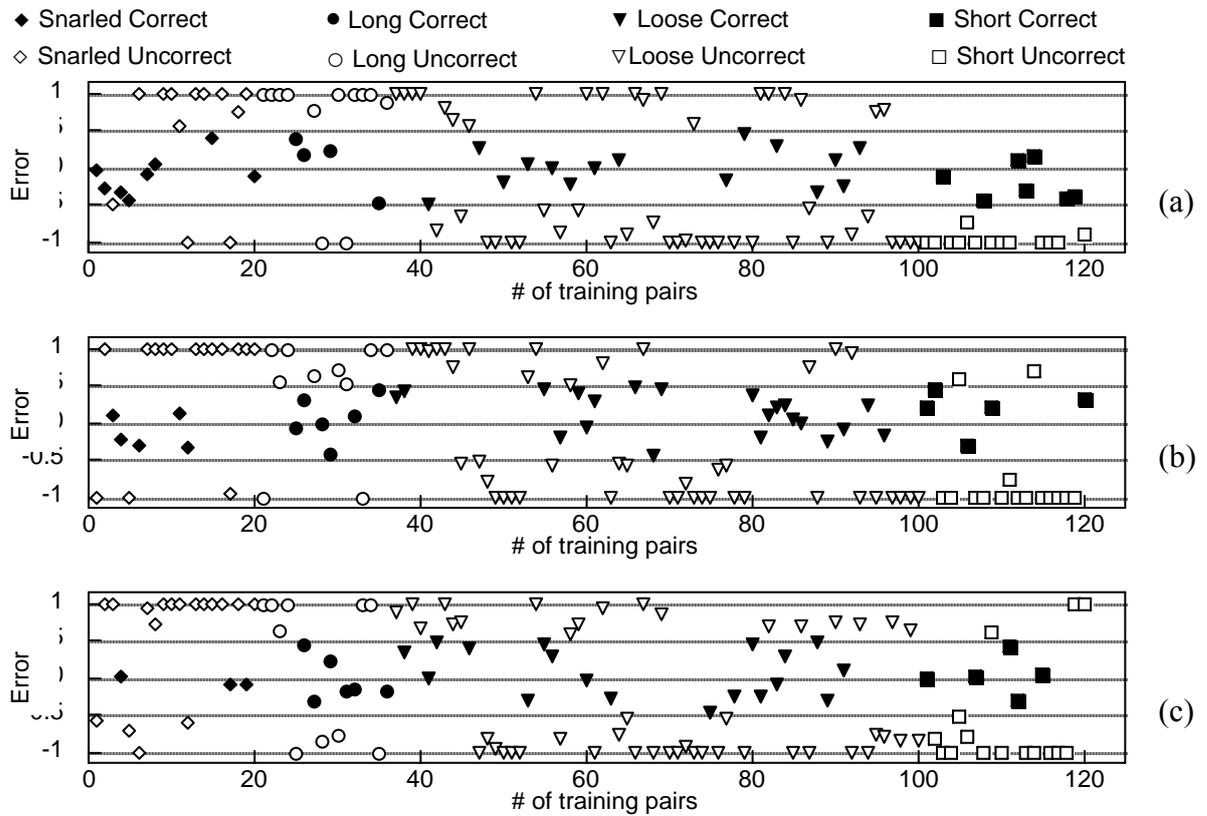
Distribuzione Errore $V_1/8$ parametri (a): Fc 8-8-1 ; (b): Fc 8-16-1 ; (c): Fc 8-32-1



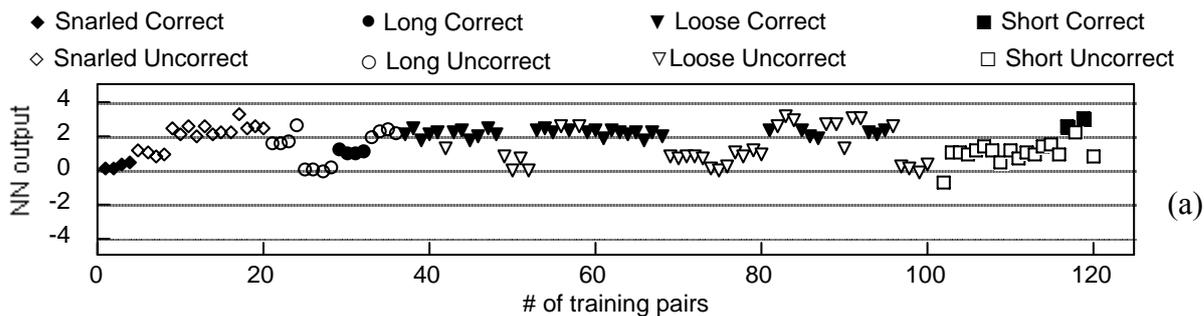
Distribuzione Errore $V_1/16$ parametri (a): Fp 16-16-1 ; (b): Fp 16-32-1 ; (c): Fp 16-64-1



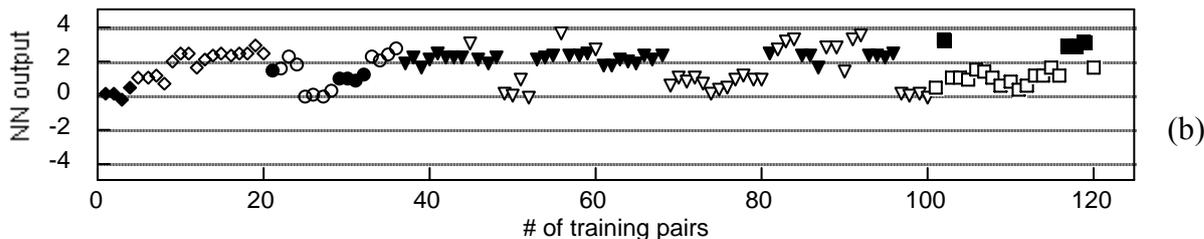
Distribuzione Errore $V_1/16$ parametri (a): Ff 16-16-1 ; (b): Ff 16-32-1 ; (c): Ff 16-64-1



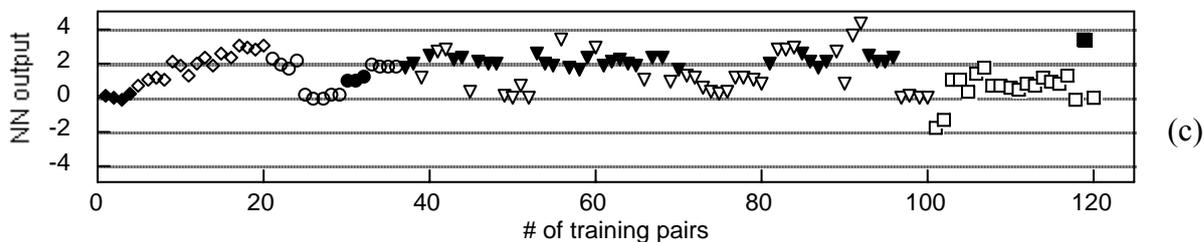
Distribuzione Errore $V_1/16$ parametri (a): Fc 16-16-1 ; (b): Fc 16-32-1 ; (c): Fc 16-64-1



(a)

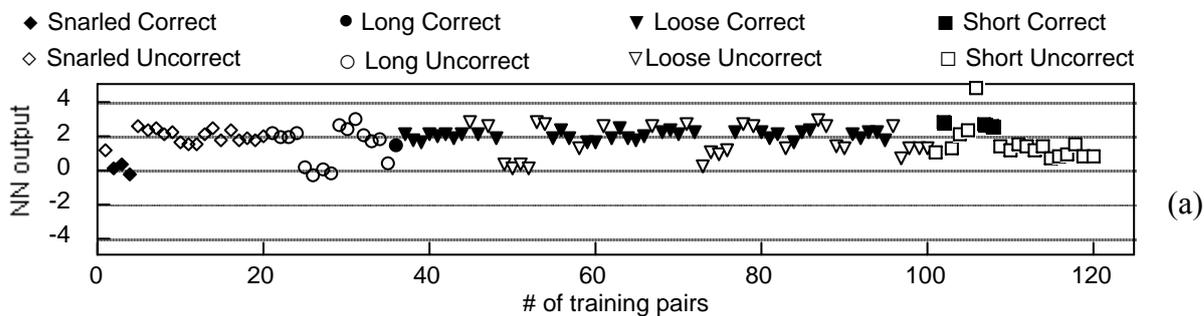


(b)

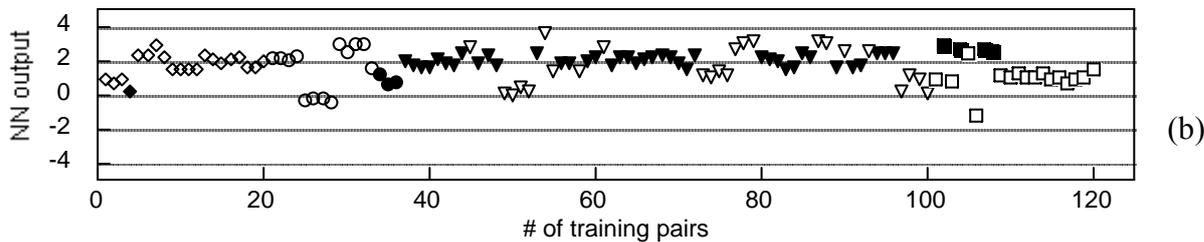


(c)

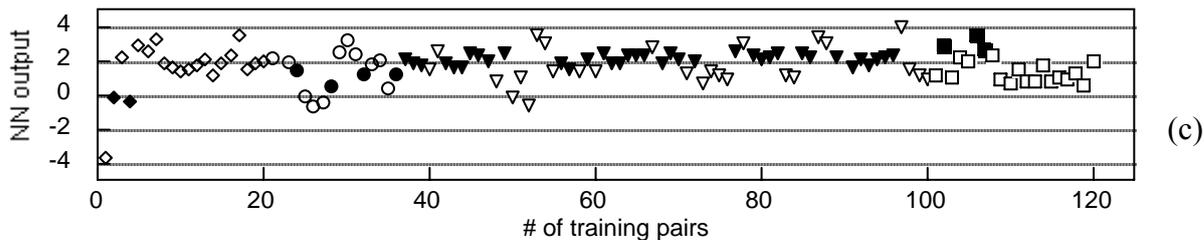
Distribuzione risultati $V_2/4$ parametri (a): Fp 4-4-1 ; (b): Fp 4-8-1 ; (c): Fp 4-16-1



(a)

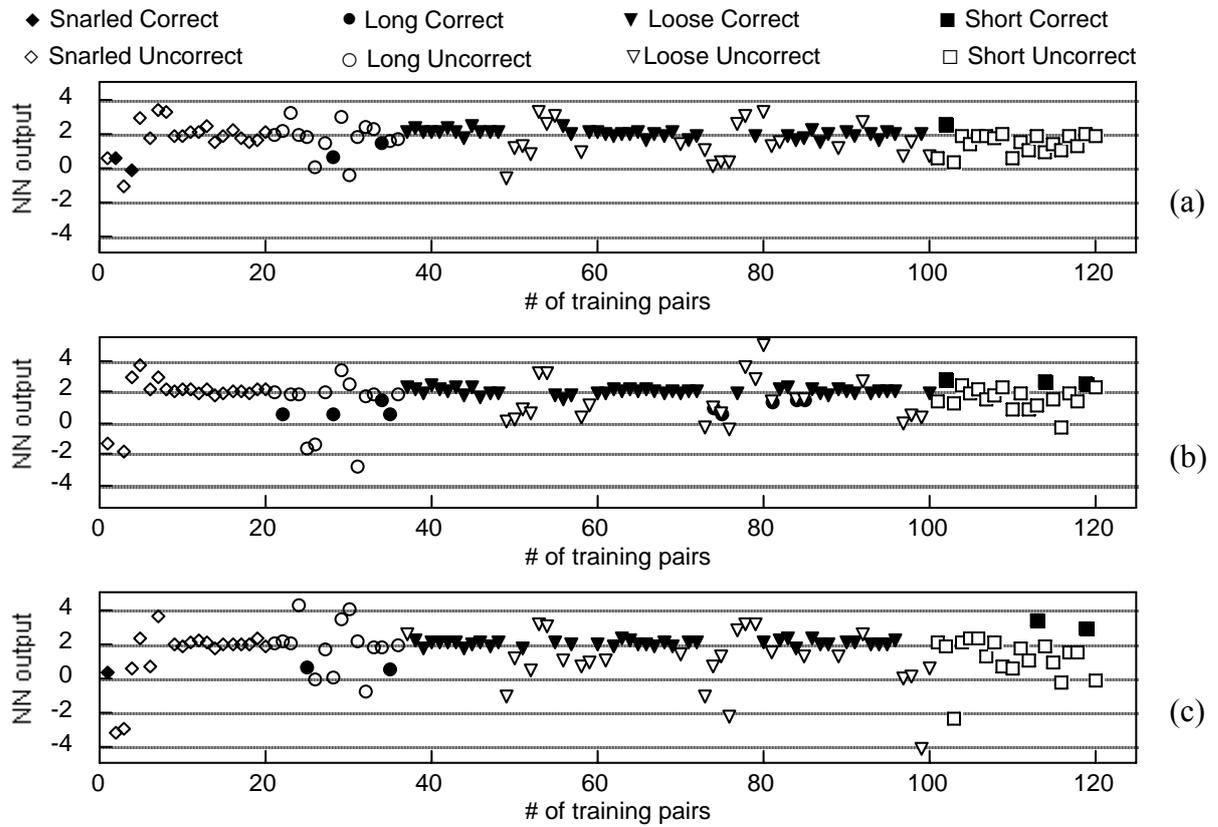


(b)

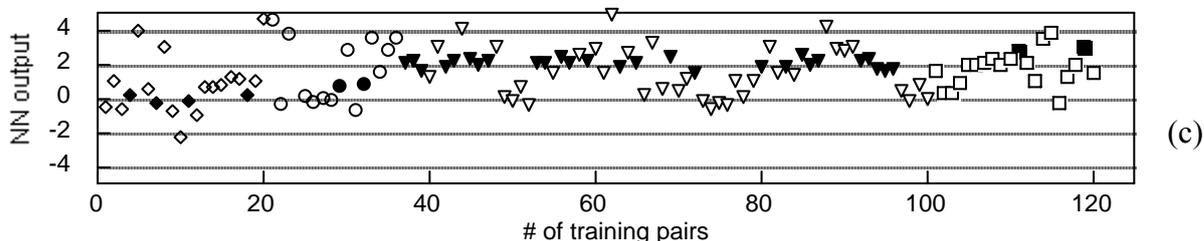
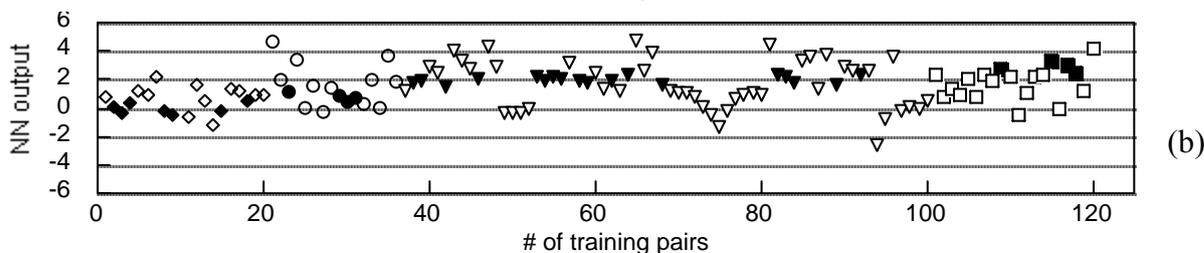
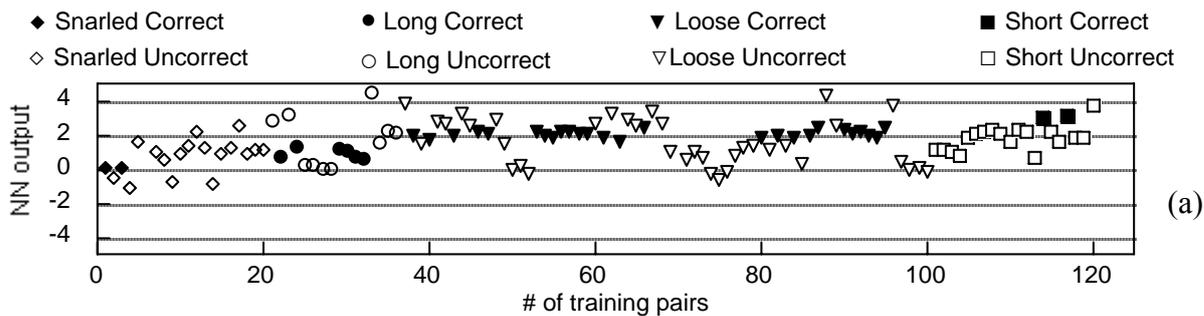


(c)

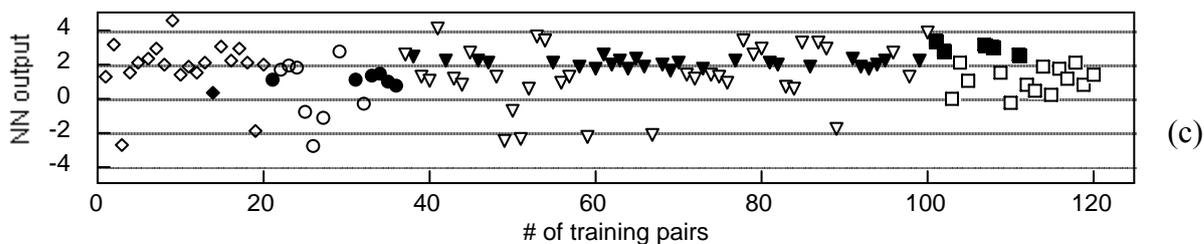
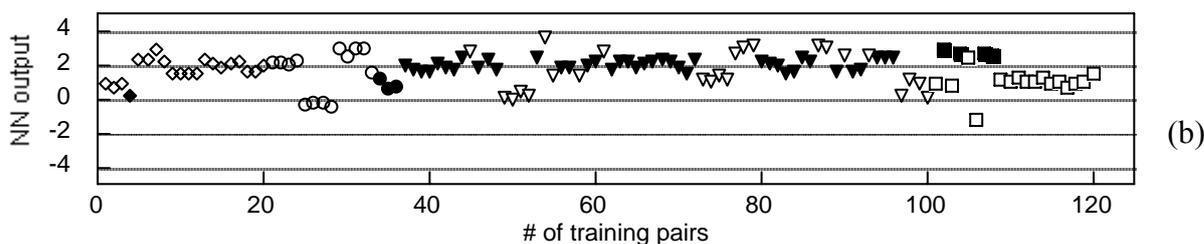
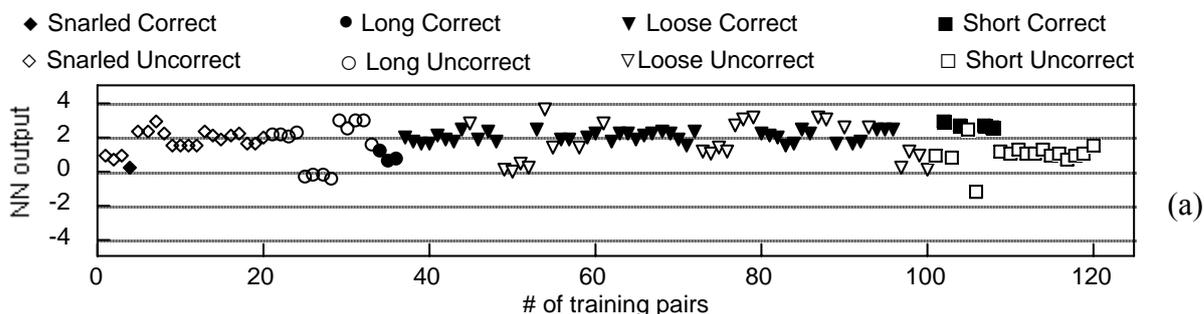
Distribuzione risultati $V_2/4$ parametri a): Ff 4-4-1 ; (b): Ff 4-8-1 ; (c): Ff 4-16-1



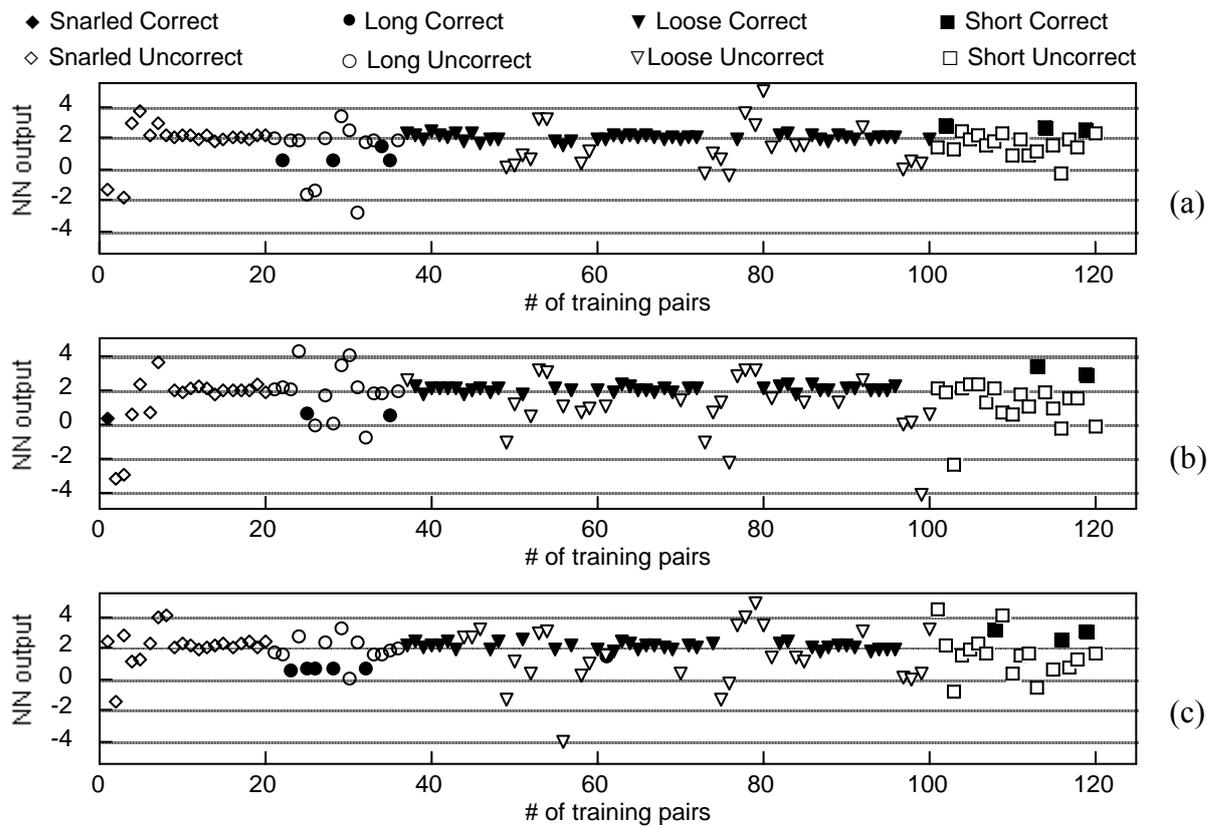
Distribuzione risultati $V_2/4$ parametri (a): Fc 4-4-1 ; (b): Fc 4-8-1 ; (c): Fc 4-16-1



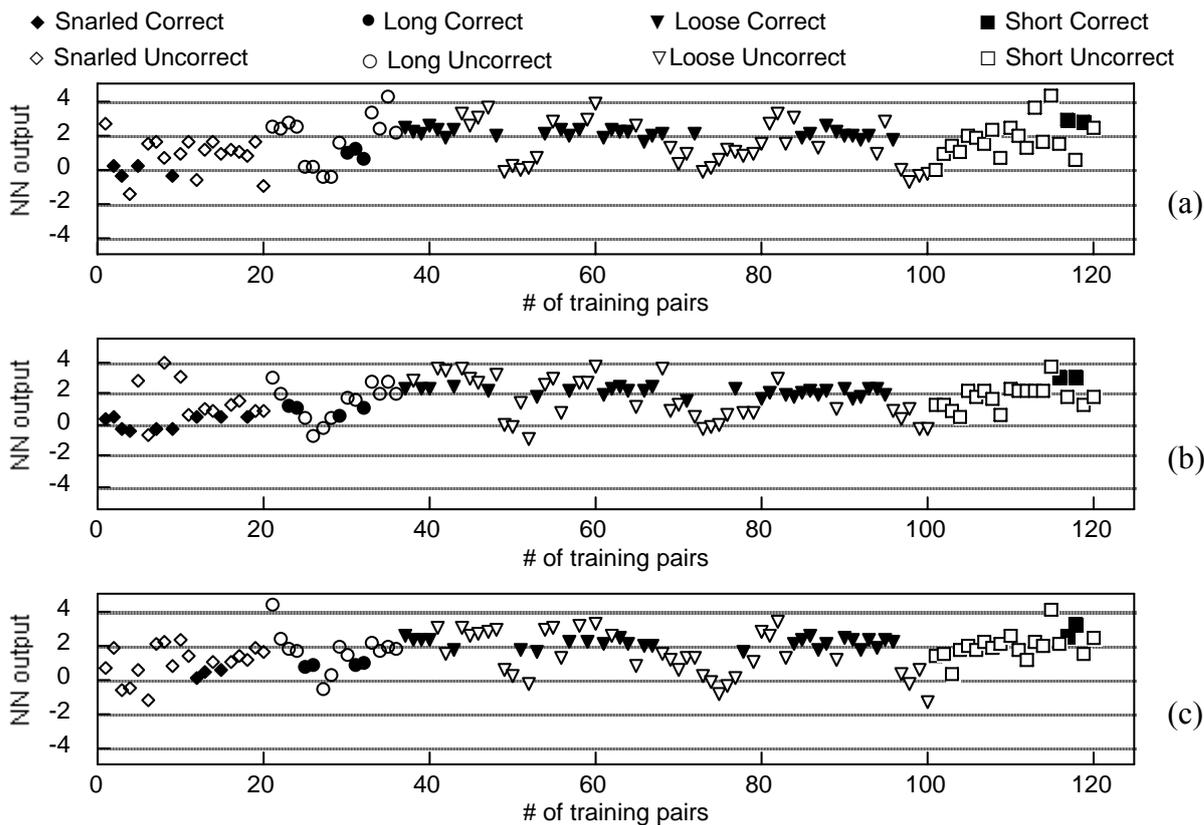
Distribuzione risultati $V_2/8$ parametri (a): Fp 8-8-1 ; (b): Fp 8-16-1 ; (c): Fp 8-32-1



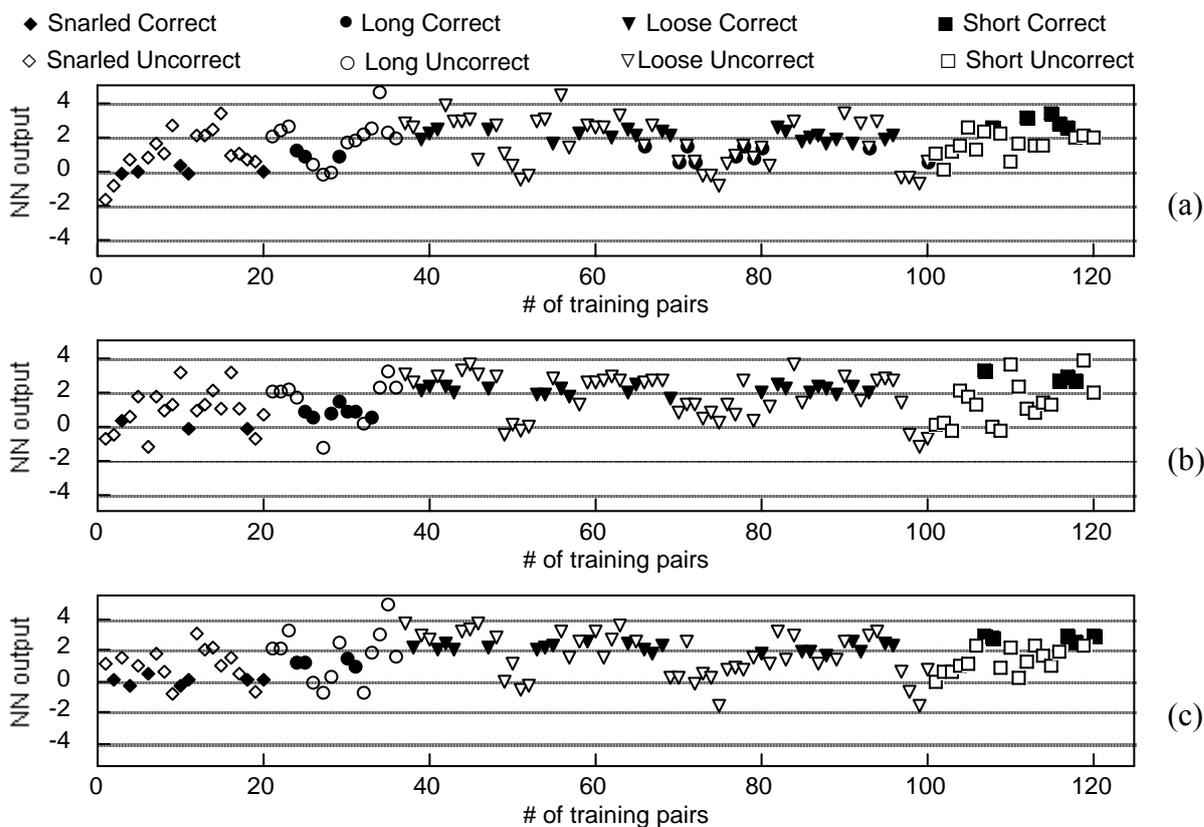
Distribuzione risultati $V_2/8$ parametri (a): Ff 8-8-1 ; (b): Ff 8-16-1 ; (c): Ff 8-32-1



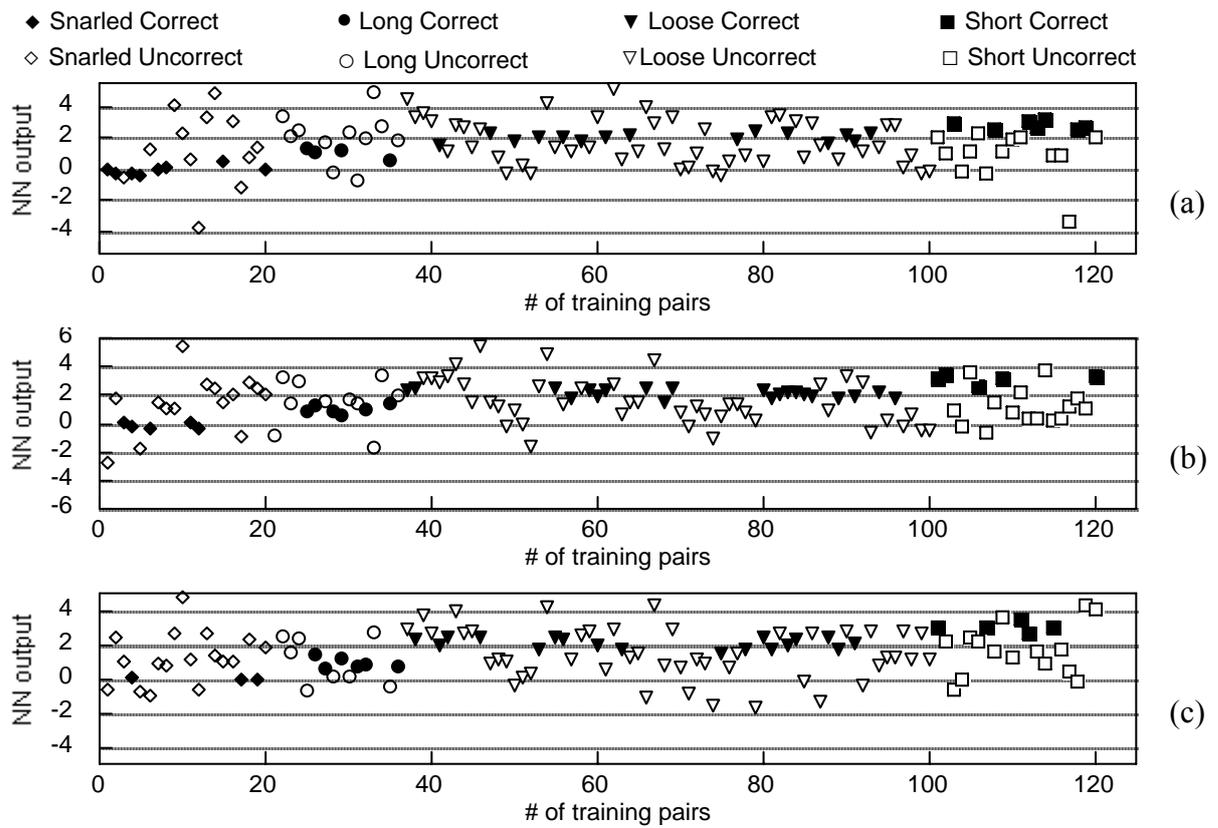
Distribuzione risultati $V_2/8$ parametri (a): Fc 8-8-1 ; (b): Fc 8-16-1 ; (c): Fc 8-32-1



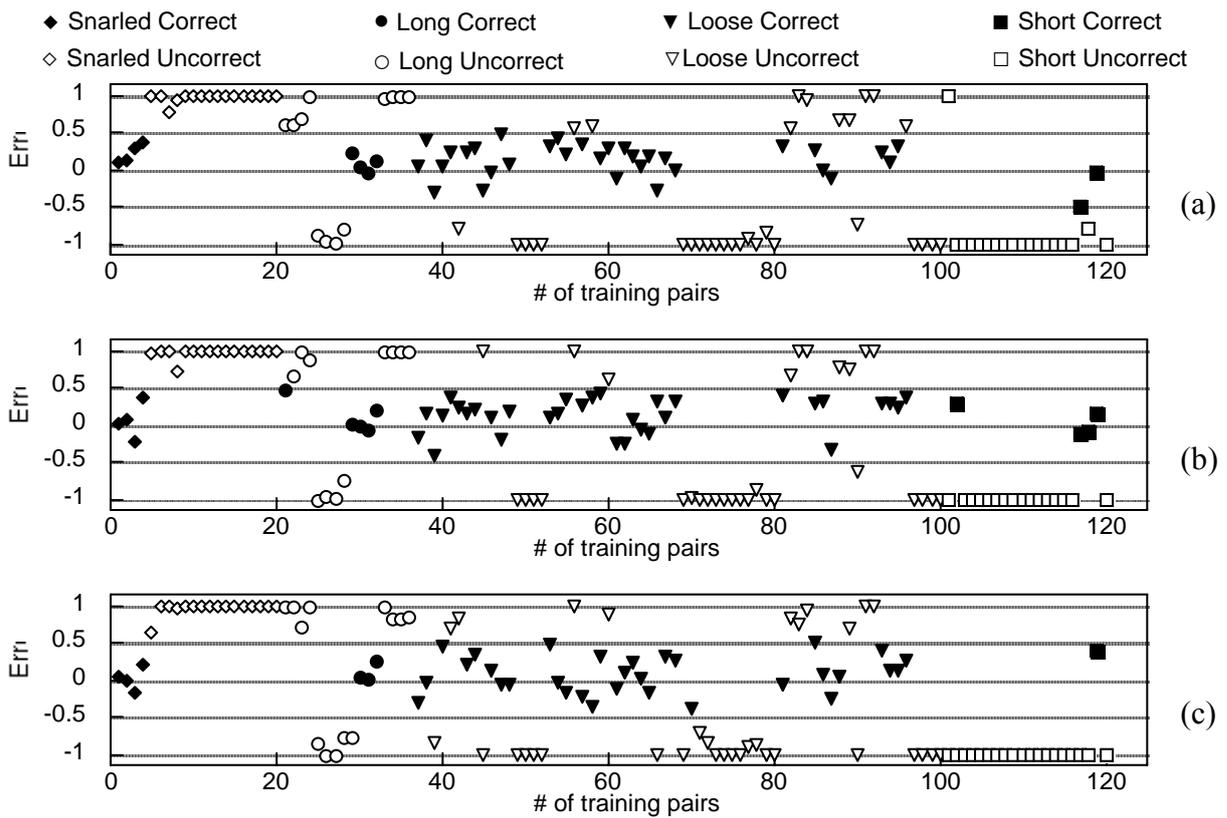
Distribuzione risultati $V_2/16$ parametri (a): Fp 16-16-1 ; (b): Fp 16-32-1 ; (c): Fp 16-64-1



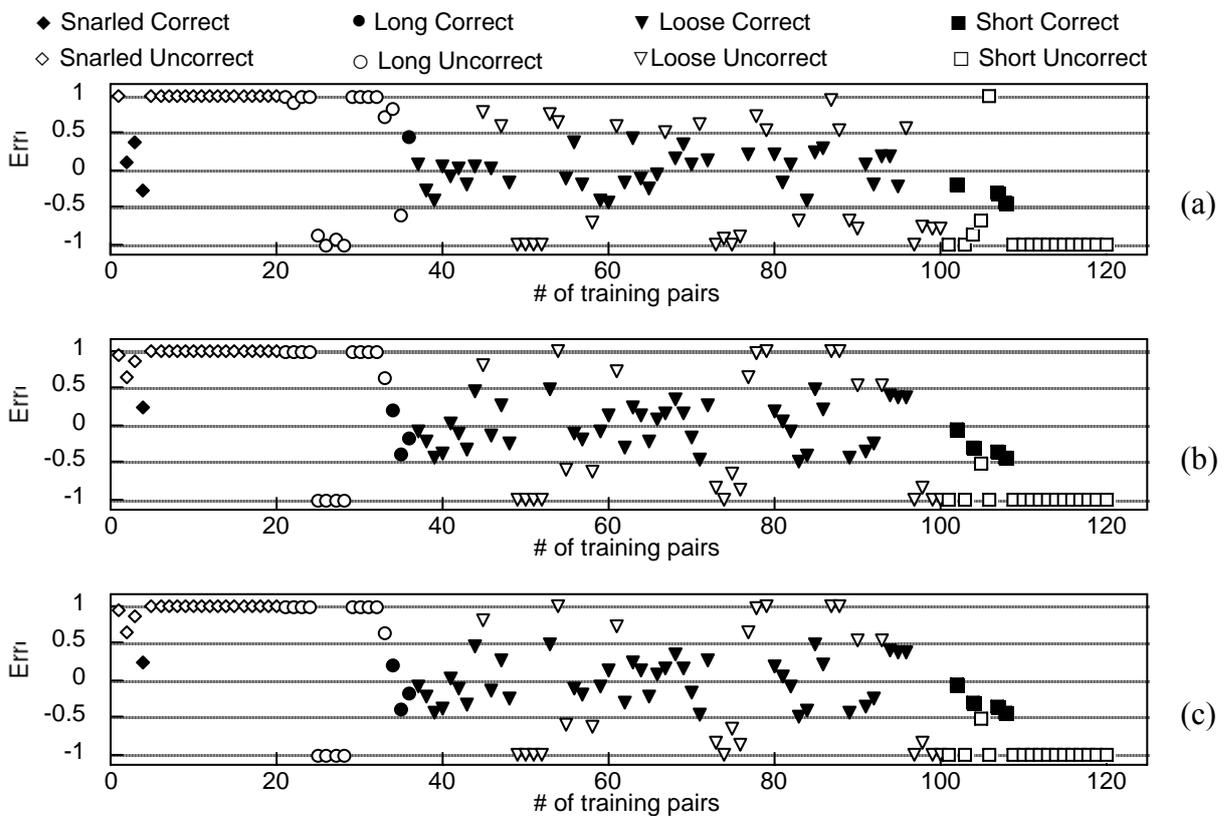
Distribuzione risultati $V_2/16$ parametri (a): Ff 16-16-1 ; (b): Ff 16-32-1 ; (c): Ff 16-64-1



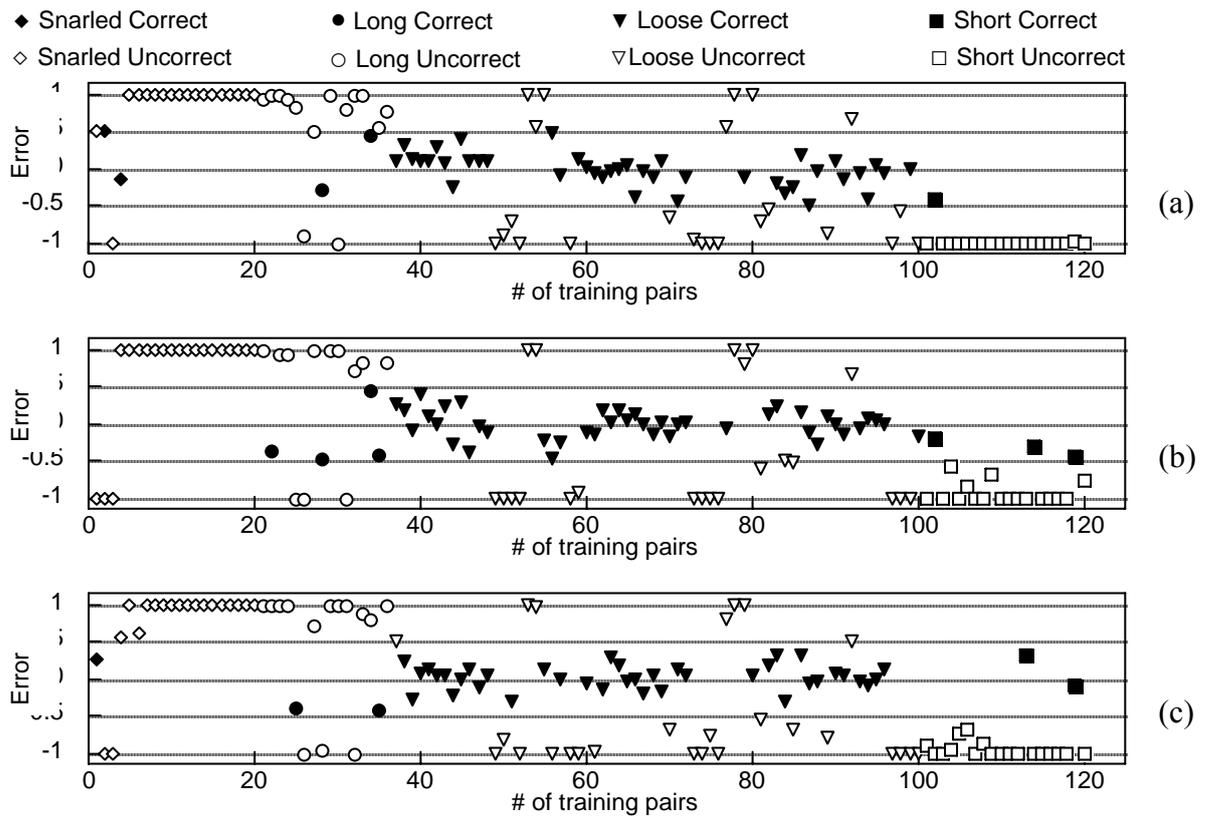
Distribuzione risultati $V_2/16$ parametri (a): Fc 16-16-1 ; (b): Fc 16-32-1 ; (c): Fc 16-64-1



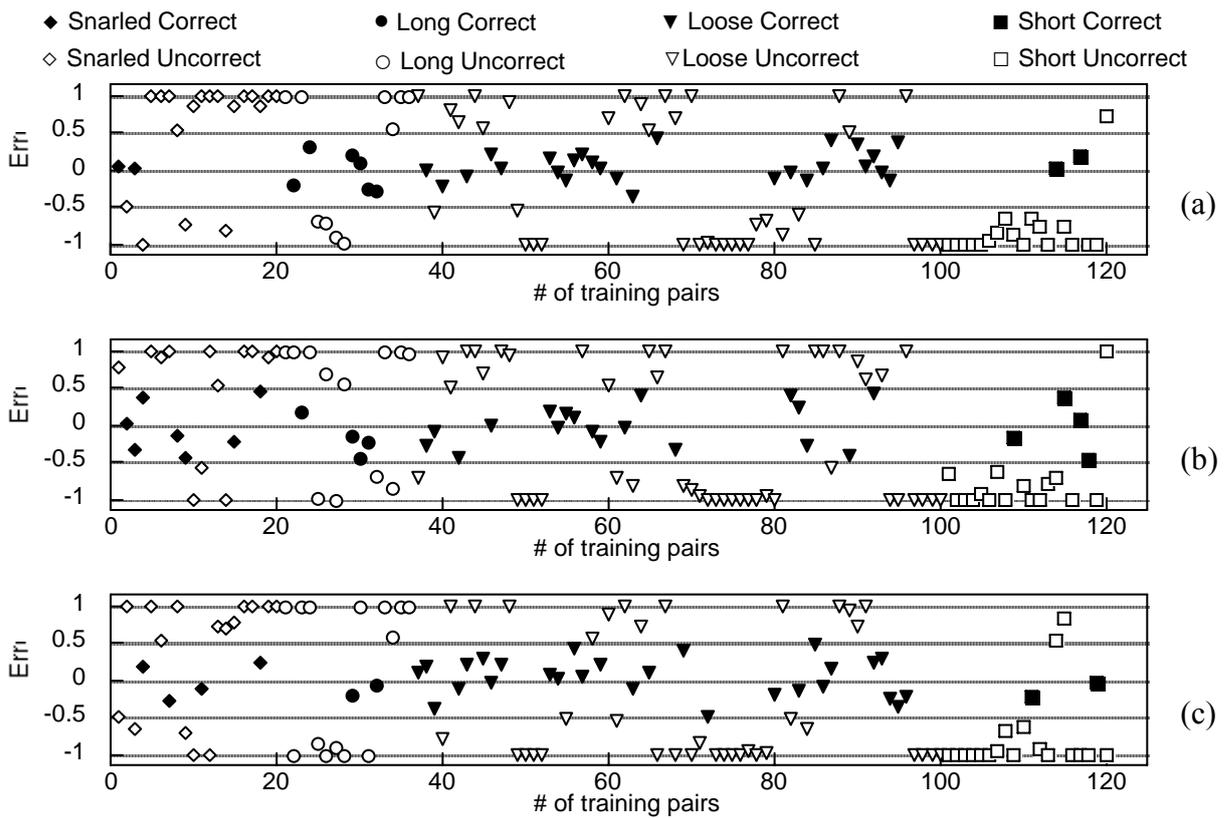
Distribuzione Errore $V_2/4$ parametri (a): Fp 4-4-1 ; (b): Fp 4-8-1 ; (c): Fp 4-16-1



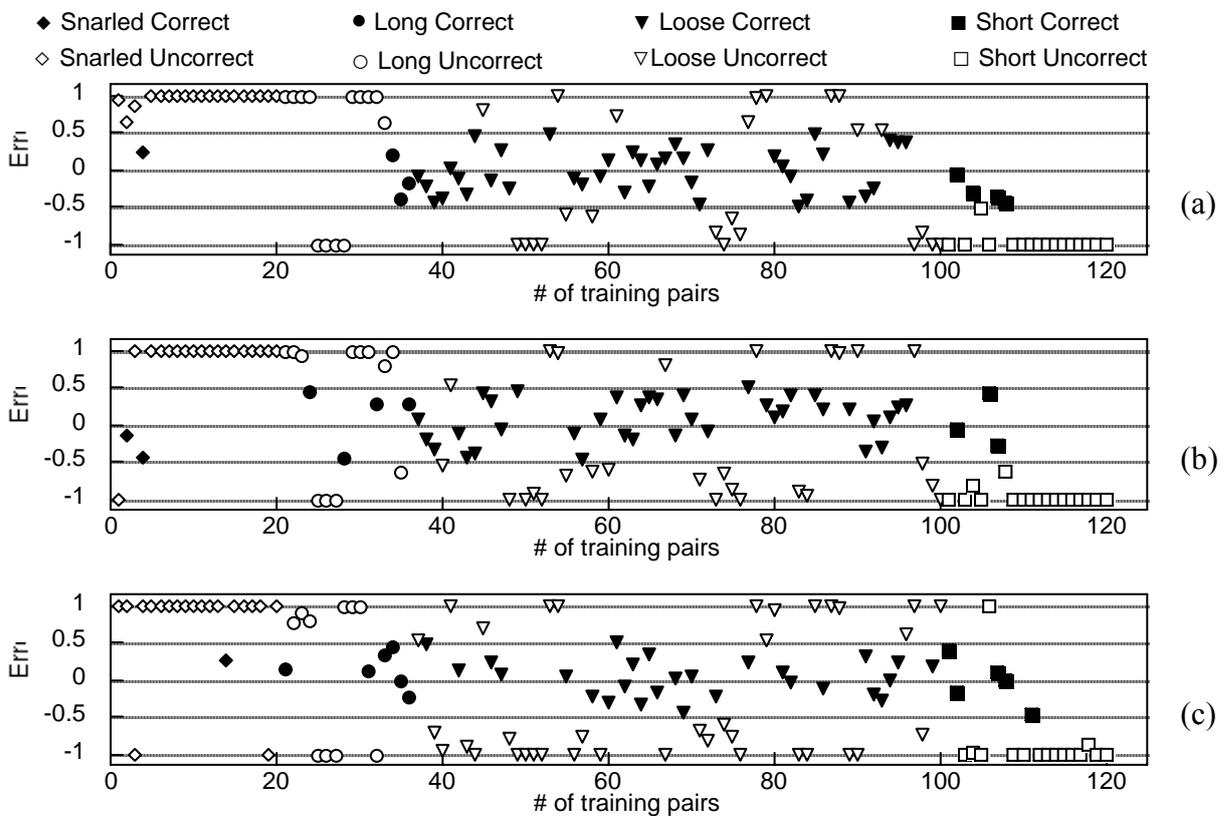
Distribuzione Errore $V_2/4$ parametri (a): Ff 4-4-1 ; (b): Ff 4-8-1 ; (c): Ff 4-16-1



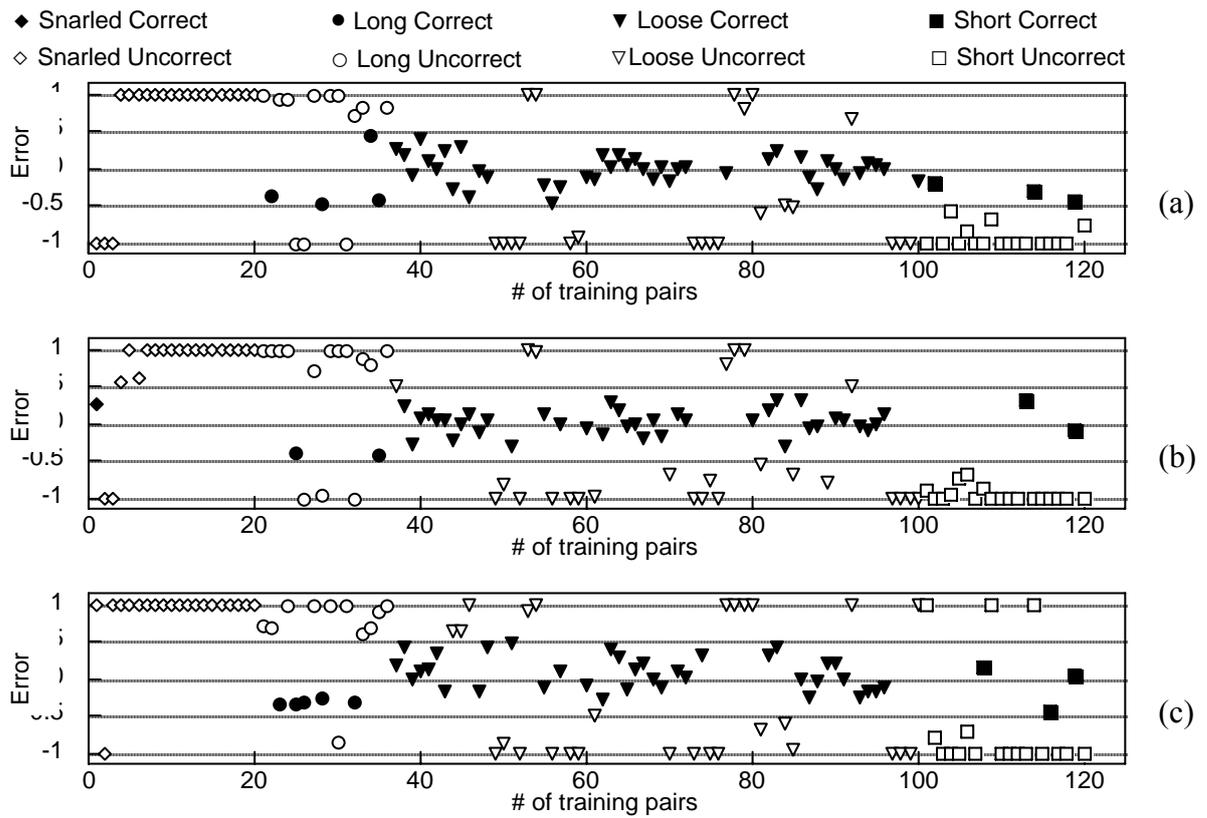
Distribuzione Errore $V_2/4$ parametri (a): Fc 4-4-1 ; (b): Fc 4-8-1 ; (c): Fc 4-16-1



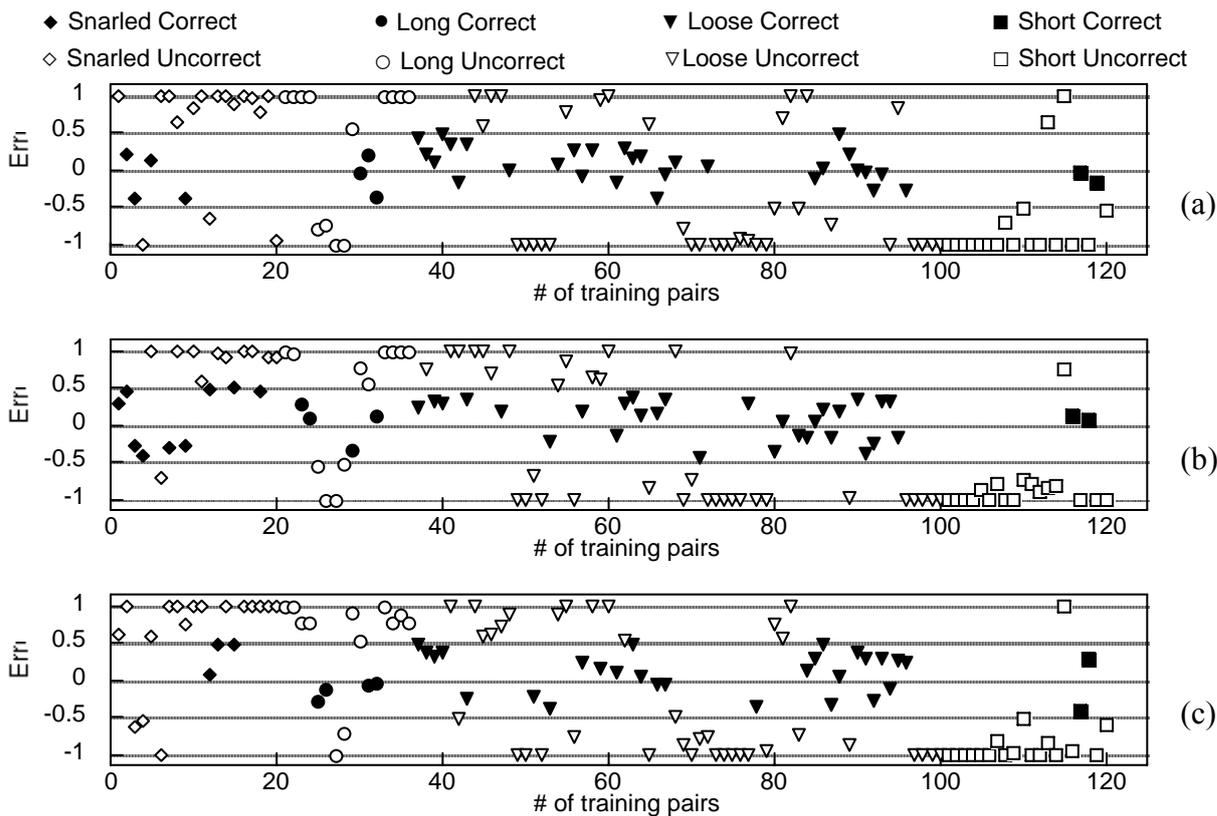
Distribuzione Errore $V_2/8$ parametri (a): Fp 8-8-1 ; (b): Fp 8-16-1 ; (c): Fp 8-32-1



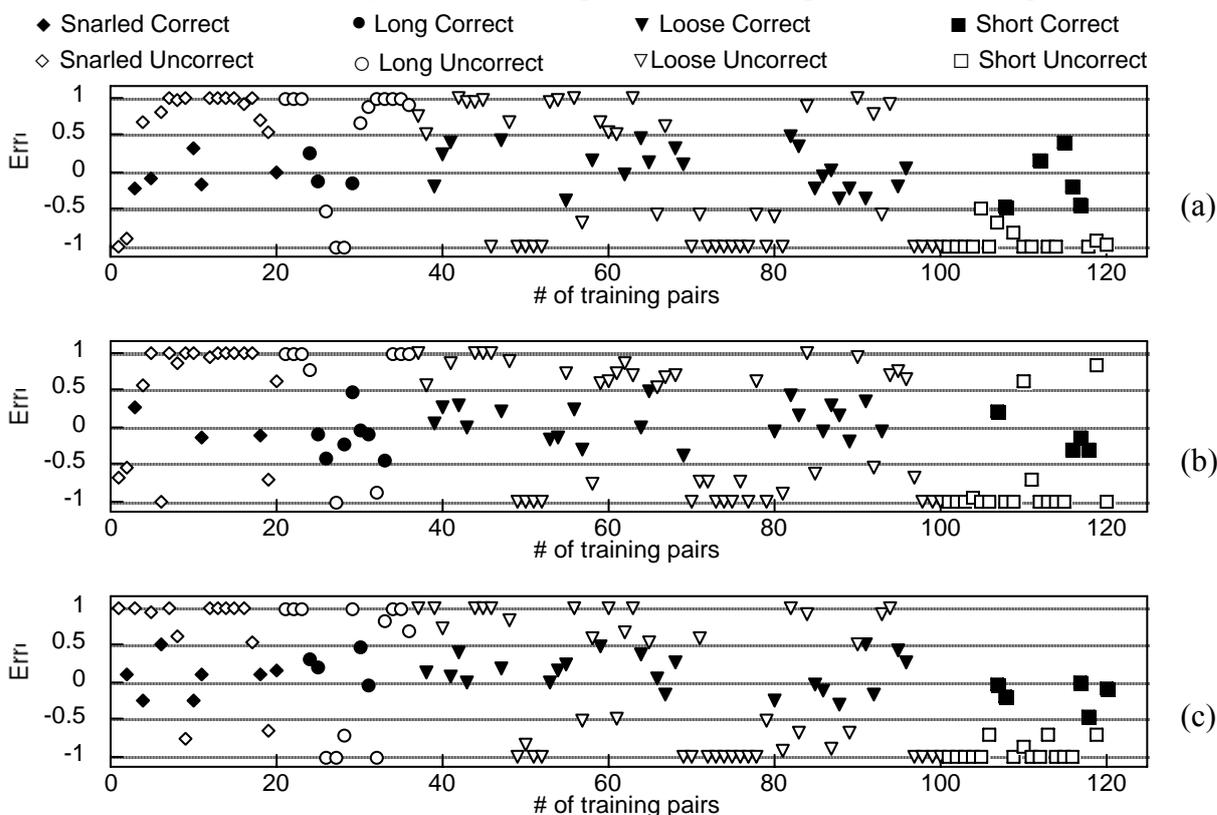
Distribuzione Errore $V_2/8$ parametri (a): Ff 8-8-1 ; (b): Ff 8-16-1 ; (c): Ff 8-32-1



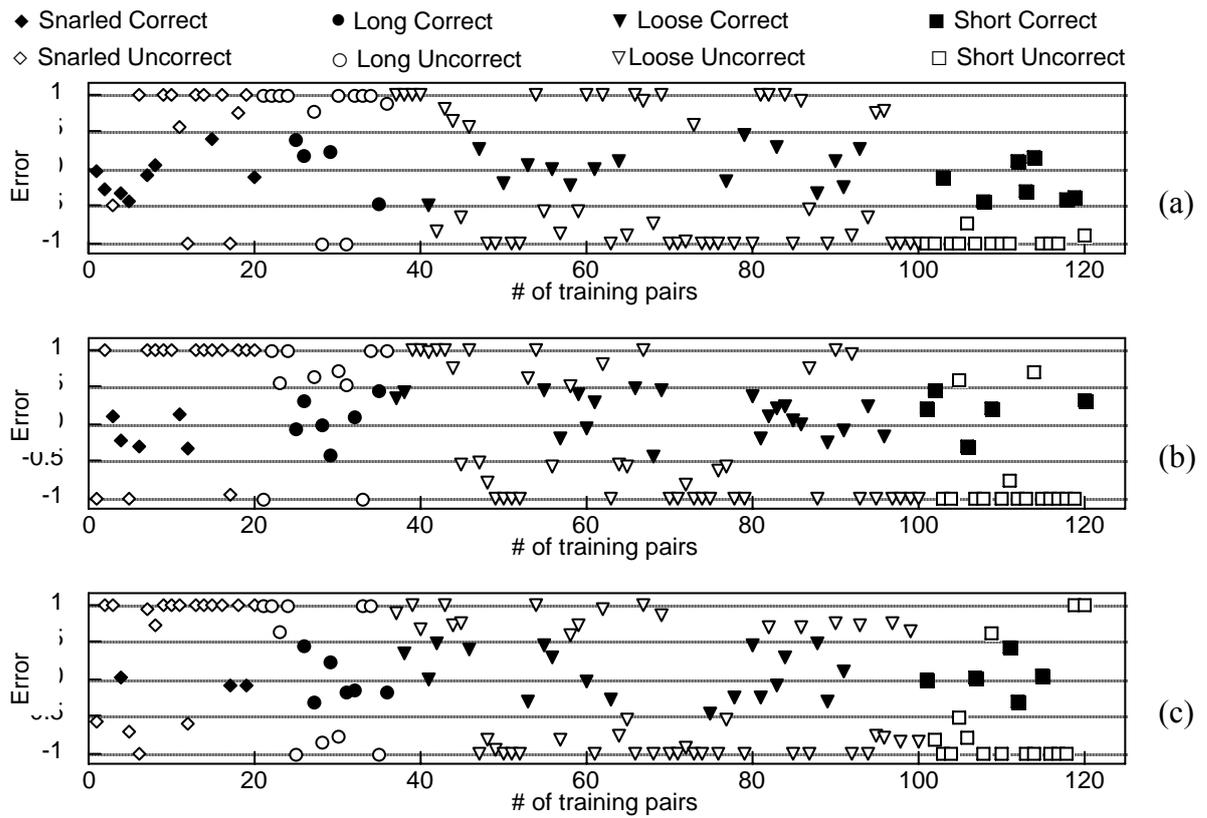
Distribuzione Errore $V_2/8$ parametri (a): Fc 8-8-1 ; (b): Fc 8-16-1 ; (c): Fc 8-32-1



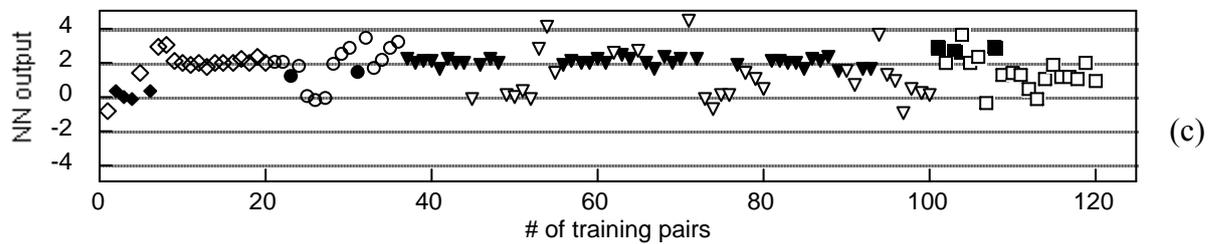
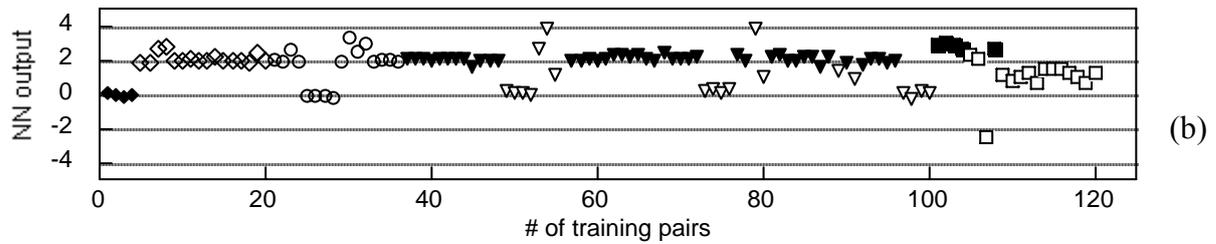
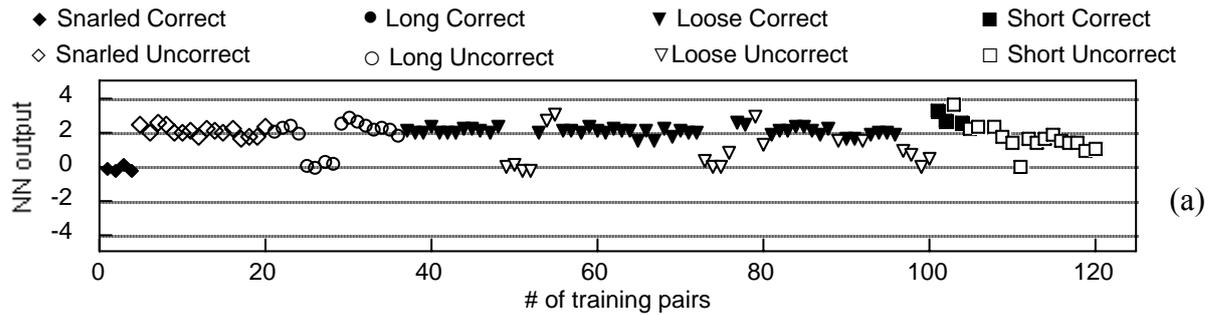
Distribuzione Errore $V_2/16$ parametri (a): Fp 16-16-1 ; (b): Fp 16-32-1 ; (c): Fp 16-64-1



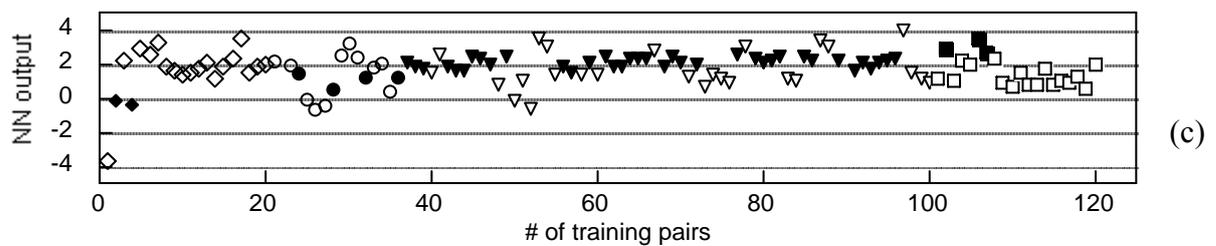
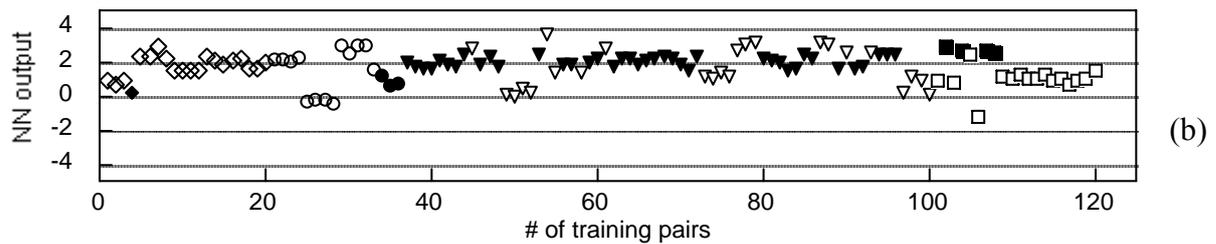
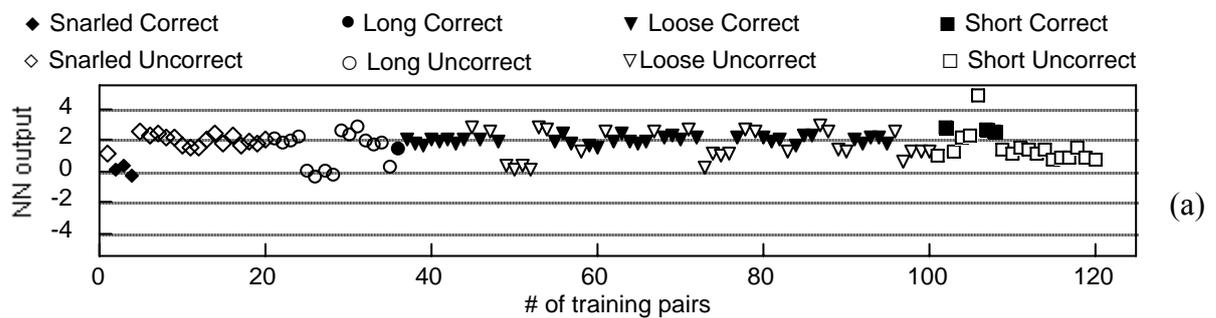
Distribuzione Errore $V_2/16$ parametri (a): Ff 16-16-1 ; (b): Ff 16-32-1 ; (c): Ff 16-64-1



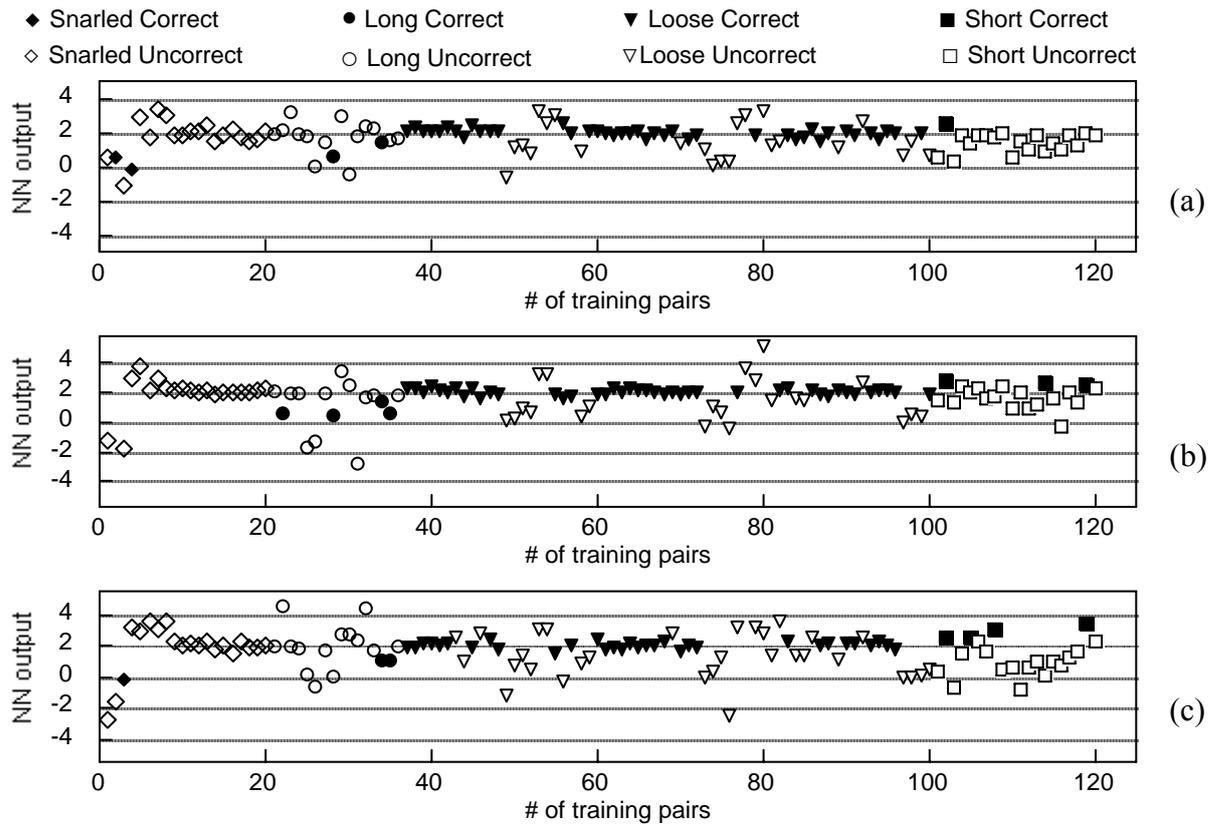
Distribuzione Errore $V_2/16$ parametri (a): Fc 16-16-1 ; (b): Fc 16-32-1 ; (c): Fc 16-64-1



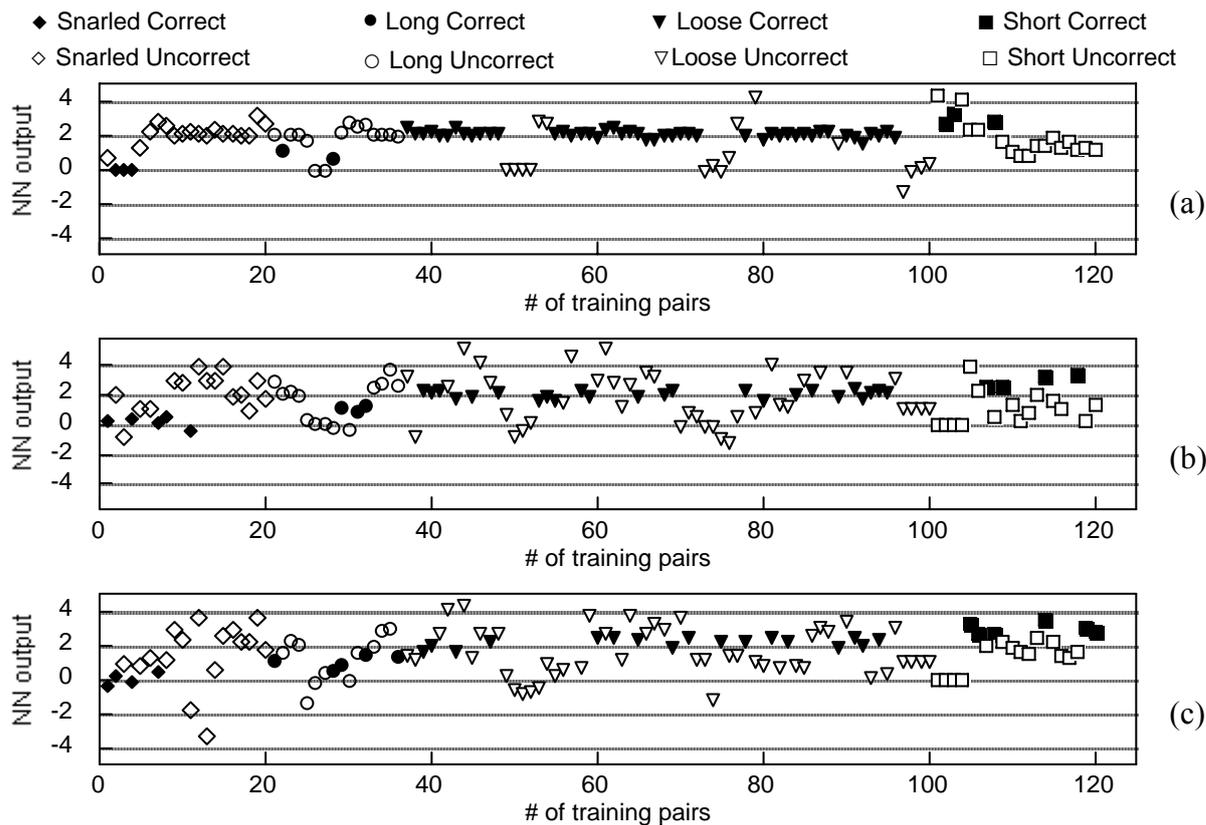
Distribuzione risultati $V_3/4$ parametri (a): Fp 4-4-1 ; (b): Fp 4-8-1 ; (c): Fp 4-16-1



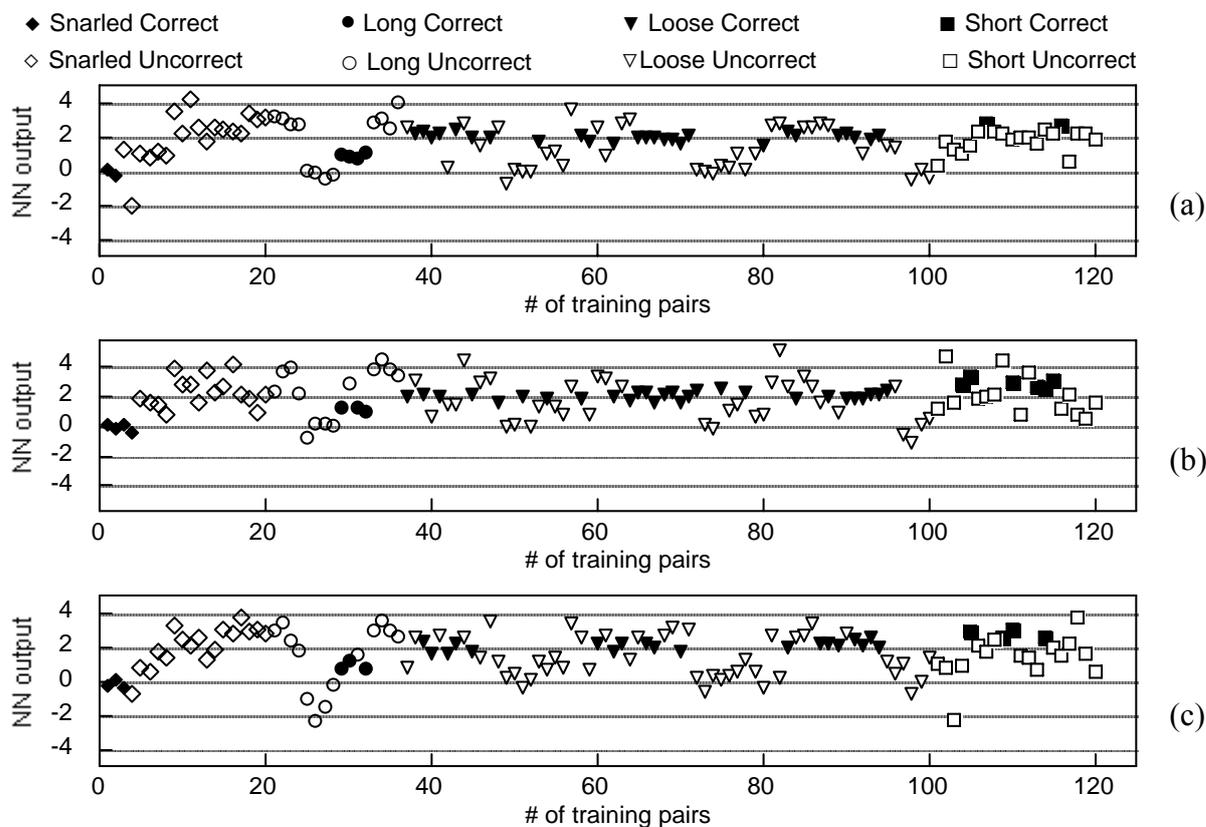
Distribuzione risultati $V_3/4$ parametri (a): Ff 4-4-1 ; (b): Ff 4-8-1 ; (c): Ff 4-16-1



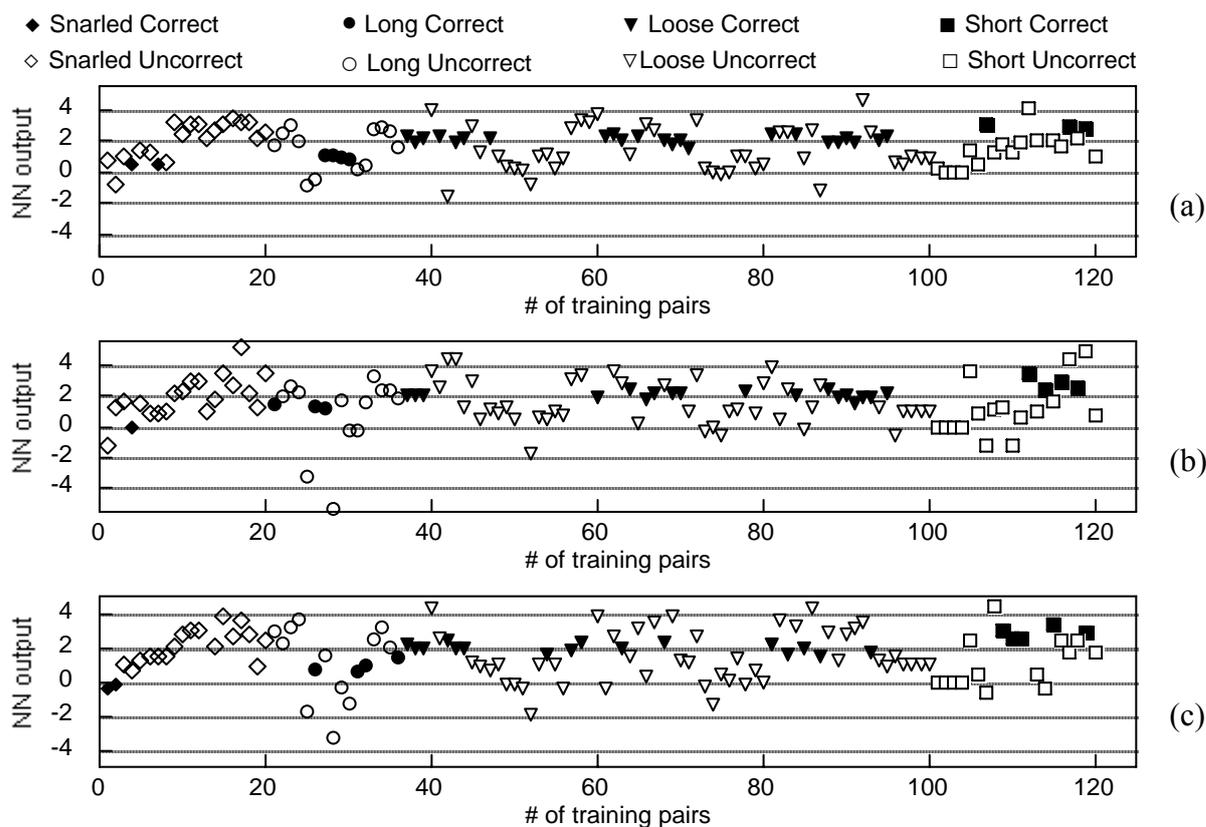
Distribuzione risultati $V_3/4$ parametri (a): Fc 4-4-1 ; (b): Fc 4-8-1 ; (c): Fc 4-16-1



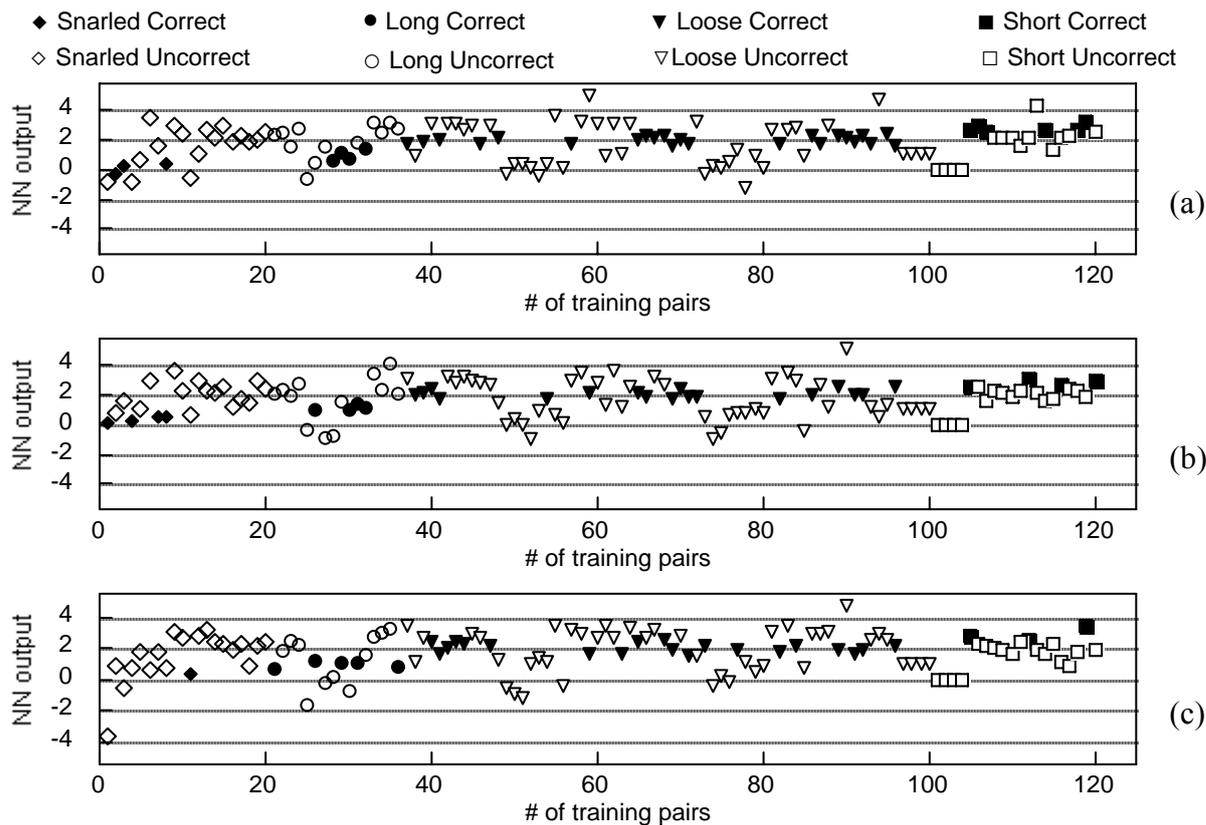
Distribuzione risultati $V_3/8$ parametri (a): Fp 8-8-1 ; (b): Fp 8-16-1 ; (c): Fp 8-32-1



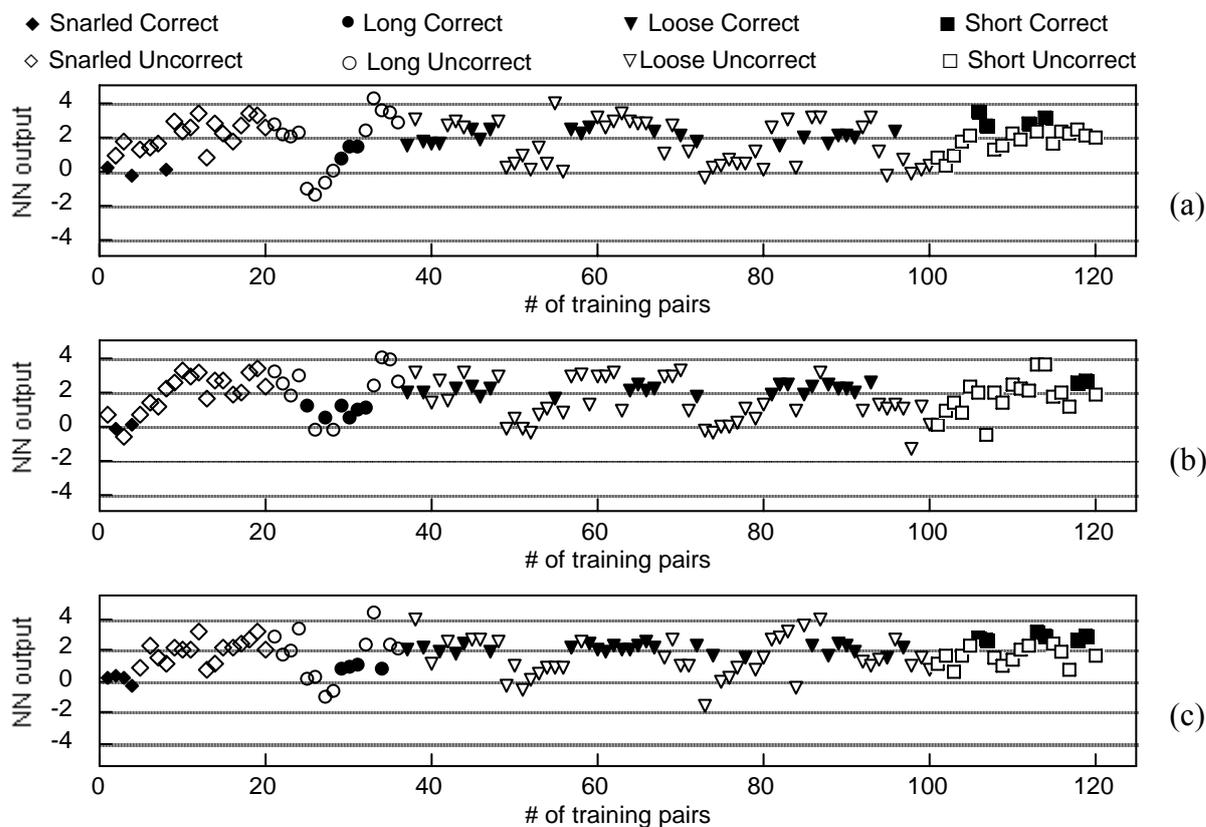
Distribuzione risultati $V_3/8$ parametri (a): Ff 8-8-1 ; (b): Ff 8-16-1; (c): Ff 8-32-1



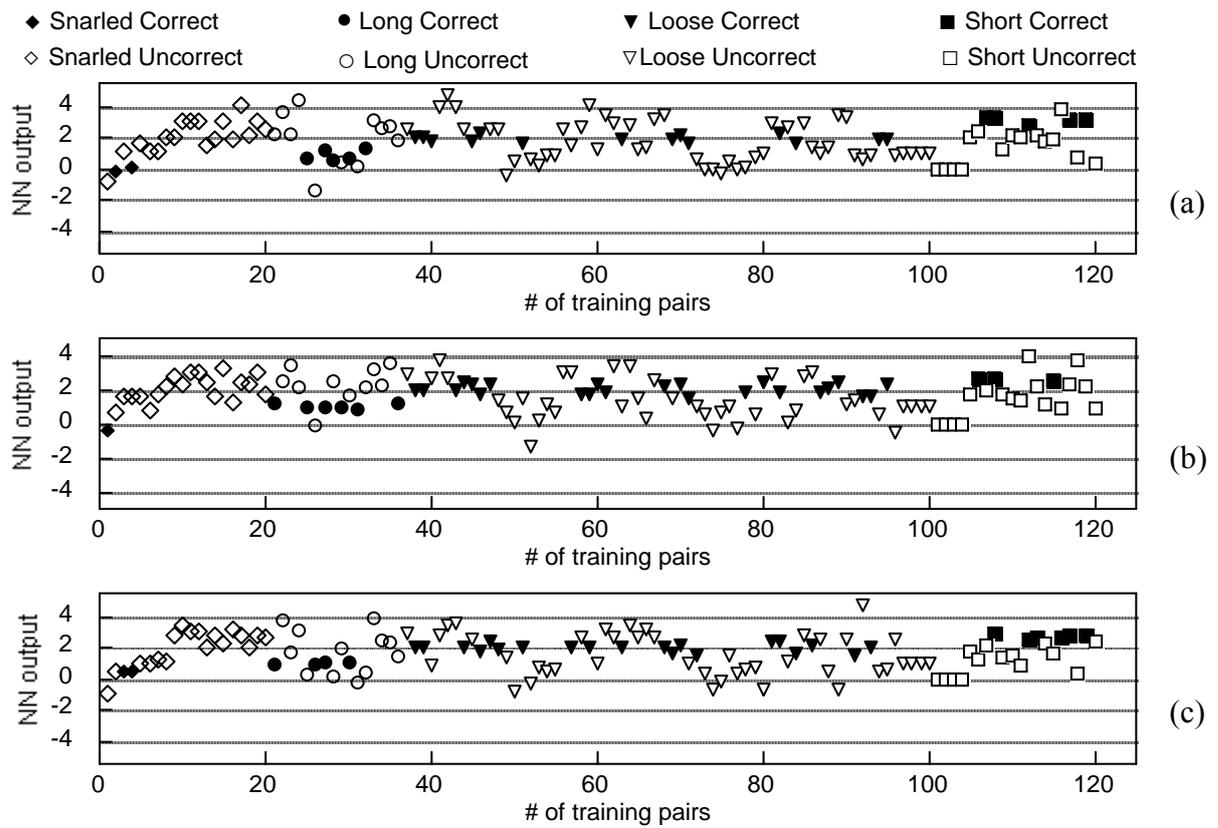
Distribuzione risultati $V_3/8$ parametri (a): Fc 8-8-1 ; (b): Fc 8-16-1; (c): Fc 8-32-1



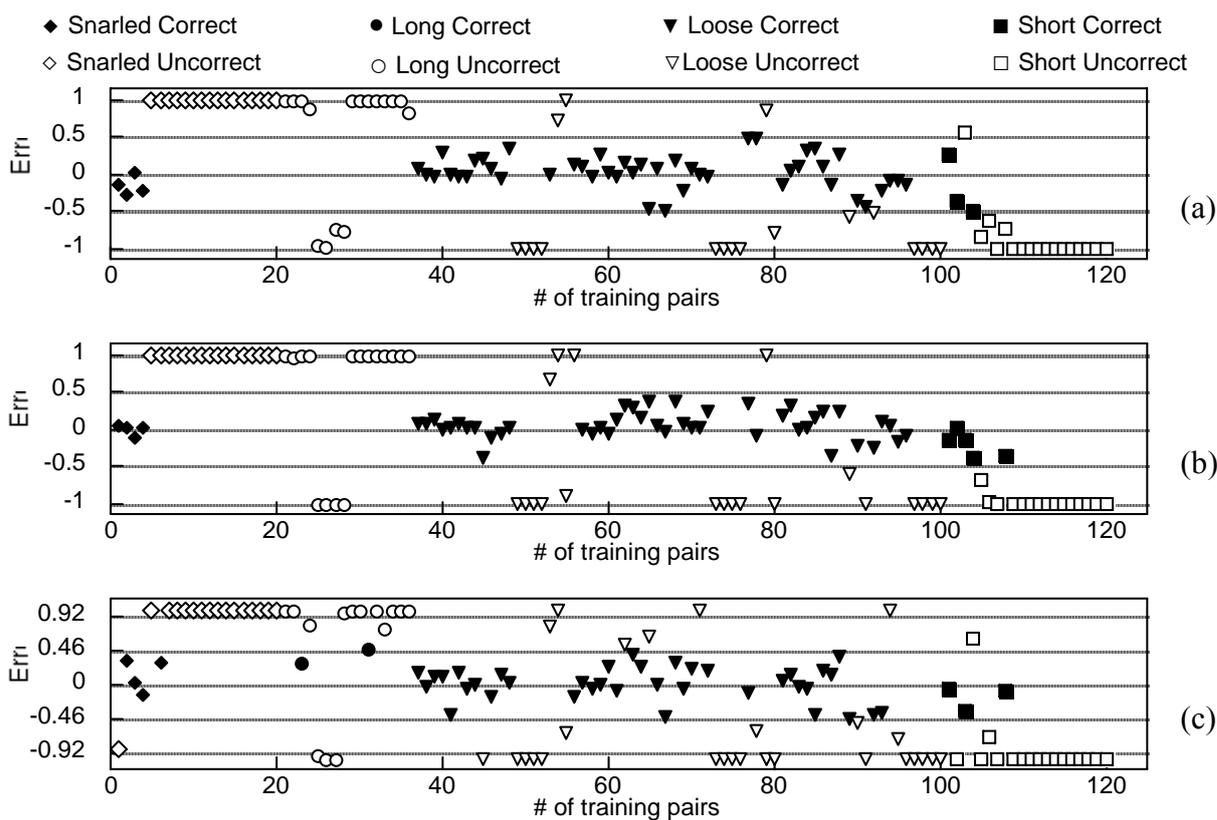
Distribuzione risultati $V_3/16$ parametri (a): Fp 16-16-1 ; (b): Fp 16-32-1; (c): Fp 16-64-1



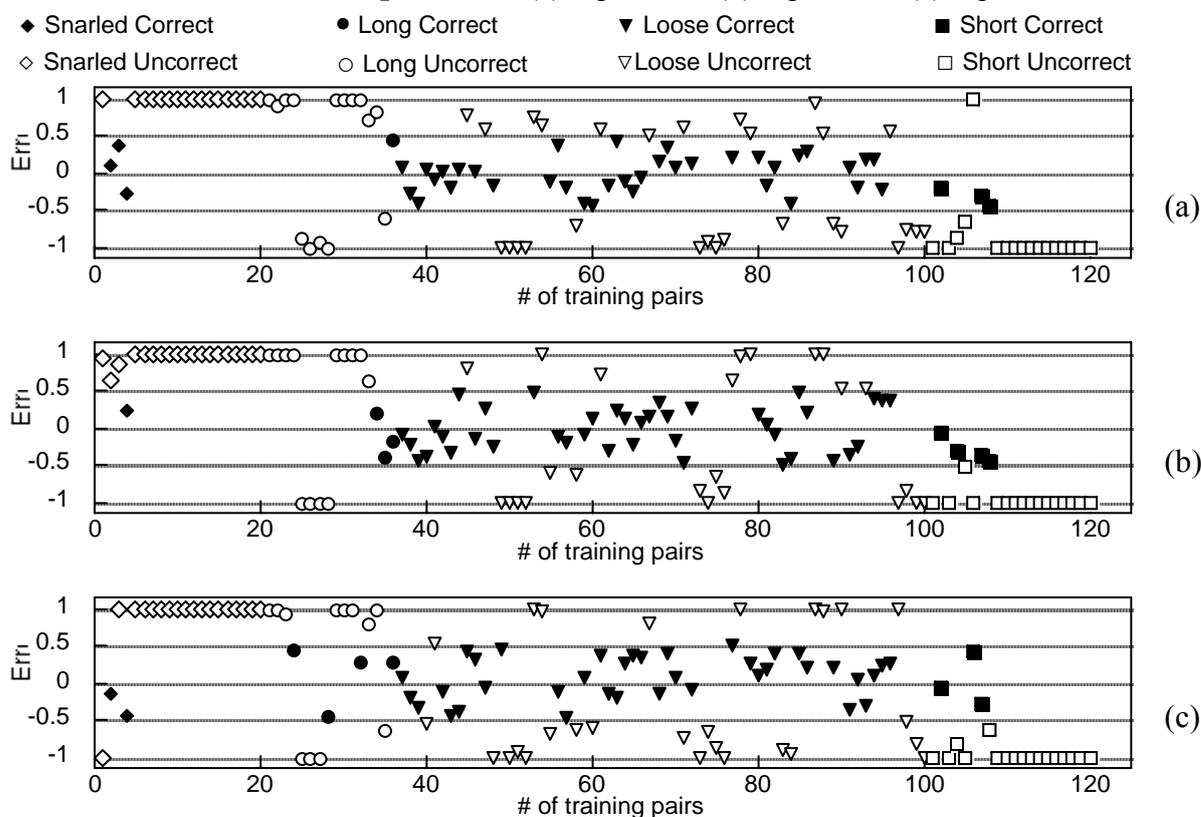
Distribuzione risultati $V_3/16$ parametri (a): Ff 16-16-1 (b): Ff 16-32-1 (c): Ff 16-64-1



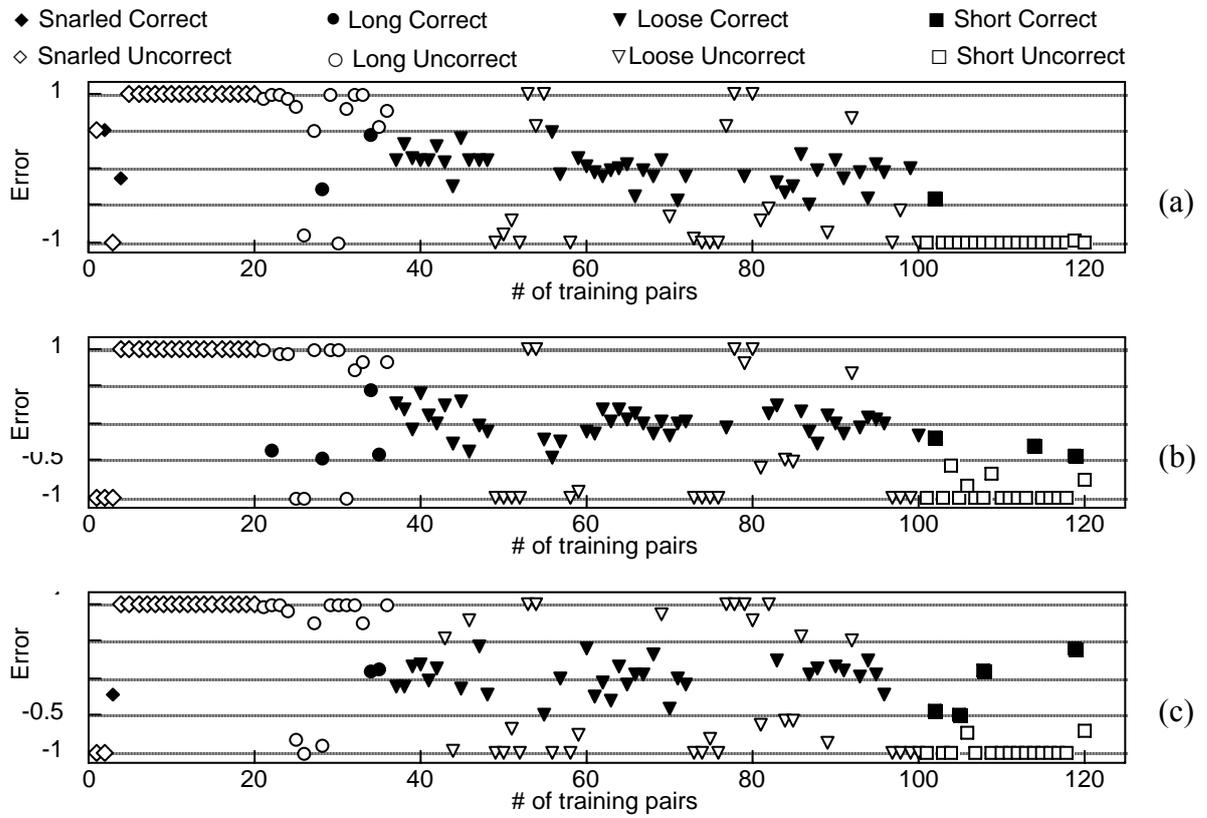
Distribuzione risultati $V_3/16$ parametri (a): Fc 16-16-1 (b): Fc 16-32-1 (c): Fc 16-64-1



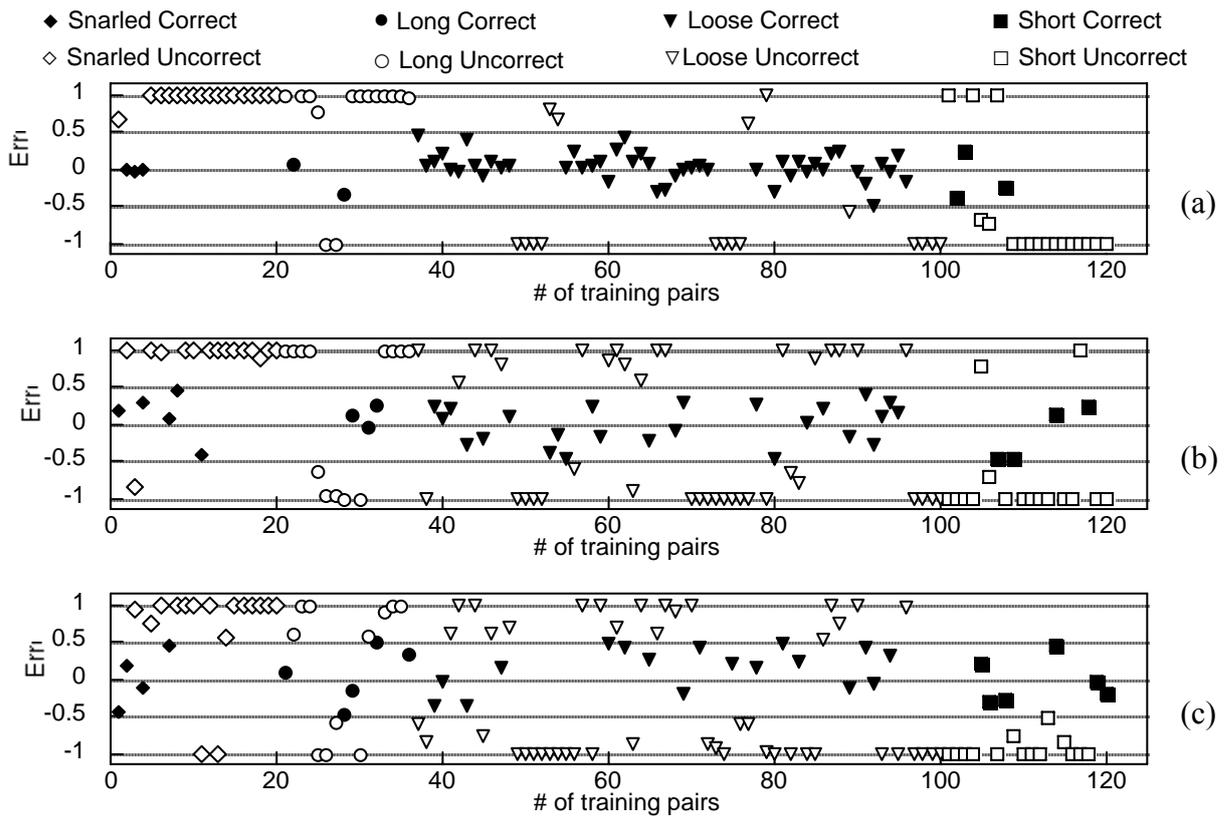
Distribuzione Errore $V_3/4$ parametri (a): Fp 4-4-1 ; (b): Fp 4-8-1 ; (c): Fp 4-16-1



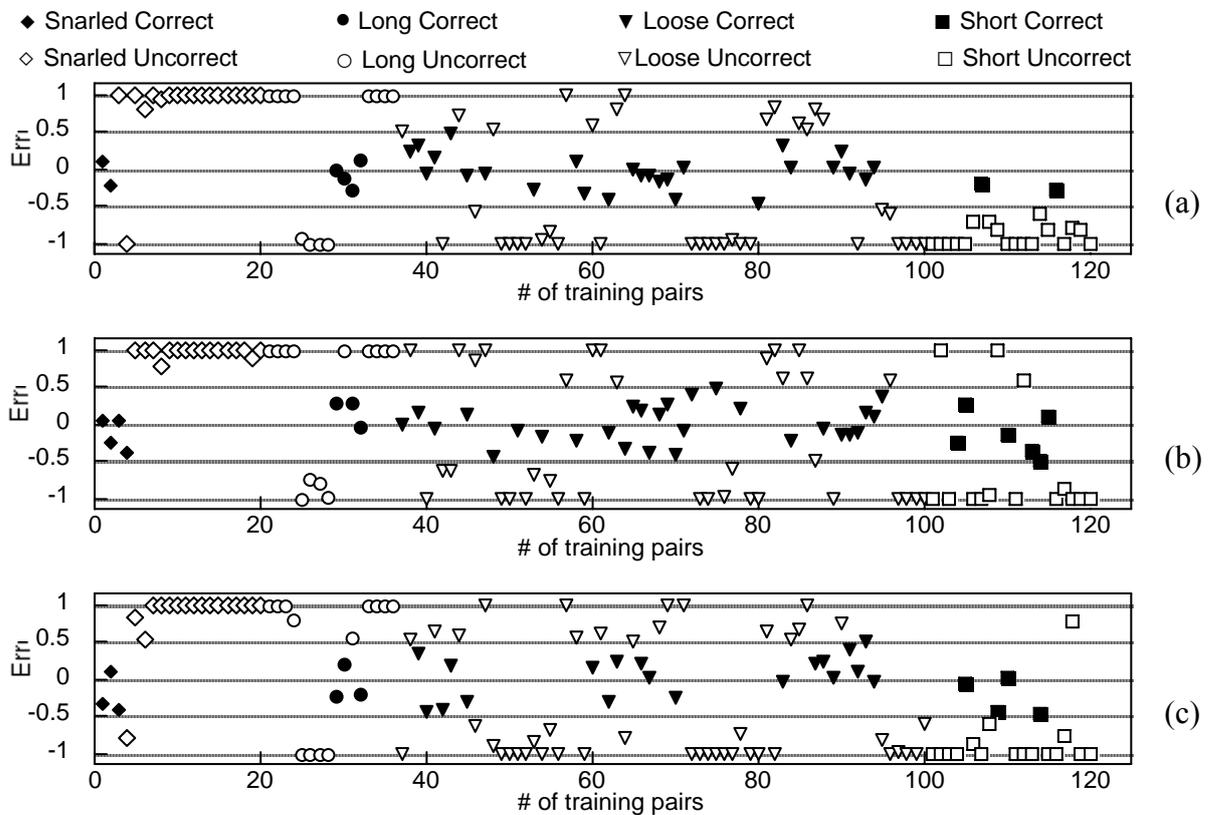
Distribuzione Errore $V_3/4$ parametri (a): Ff 4-4-1 ; (b): Ff 4-8-1 ; (c): Ff 4-16-1



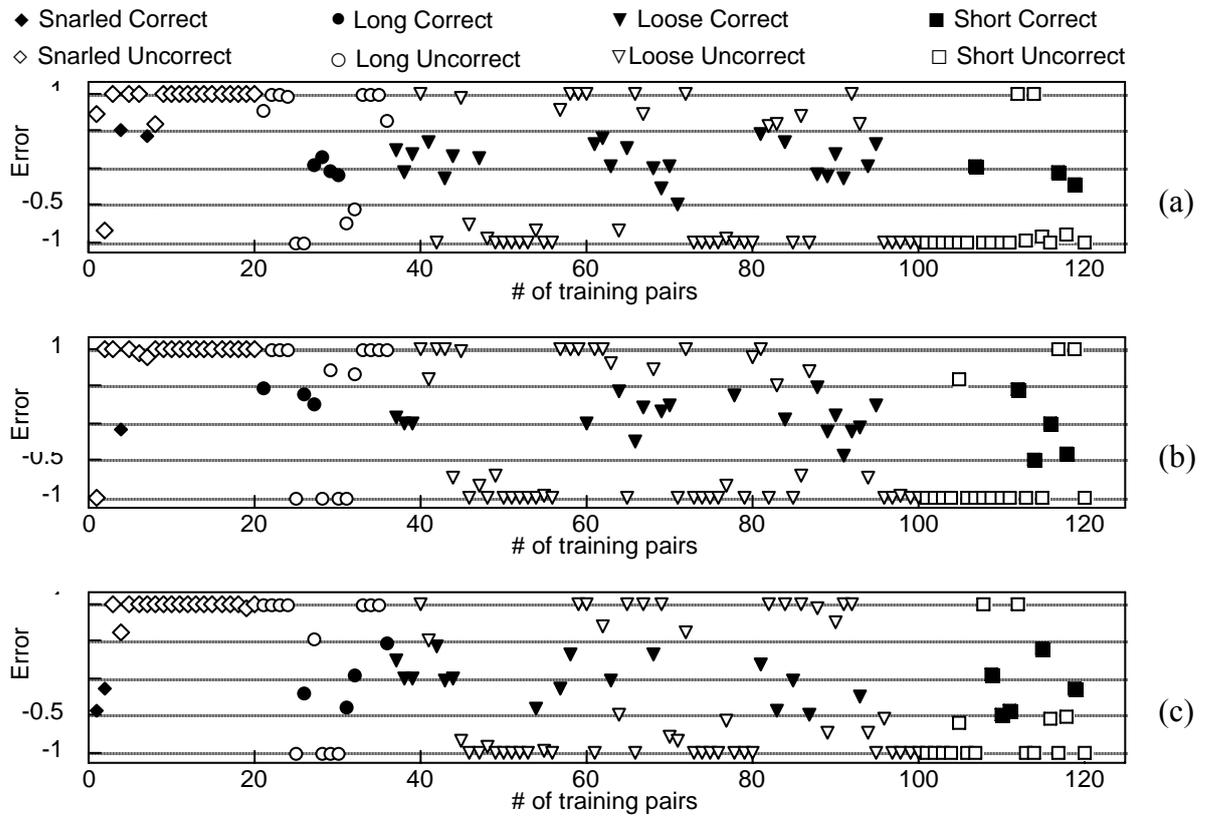
Distribuzione Errore $V_3/4$ parametri (a): Fc 4-4-1 ; (b): Fc 4-8-1 ; (c): Fc 4-16-1



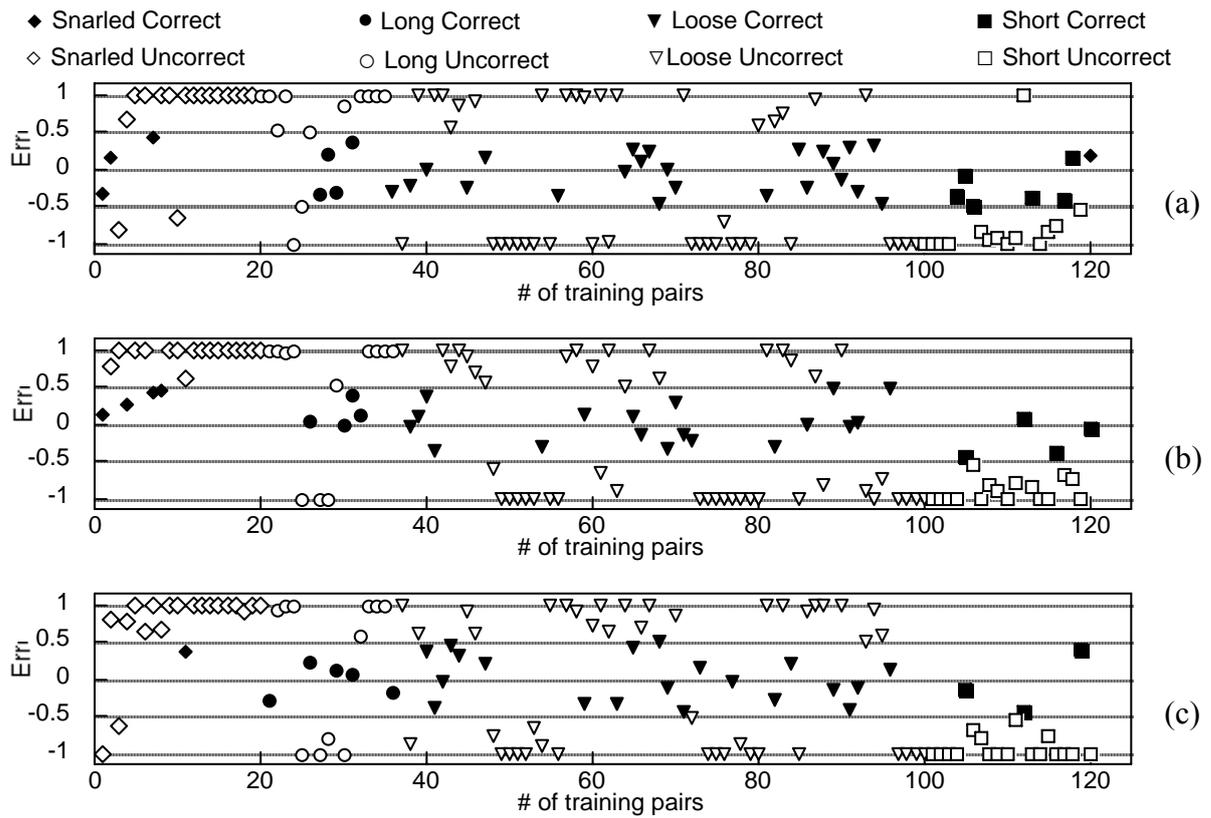
Distribuzione Errore $V_3/8$ parametri (a): Fp 8-8-1 ; (b): Fp 8-16-1; (c): Fp 8-32-1



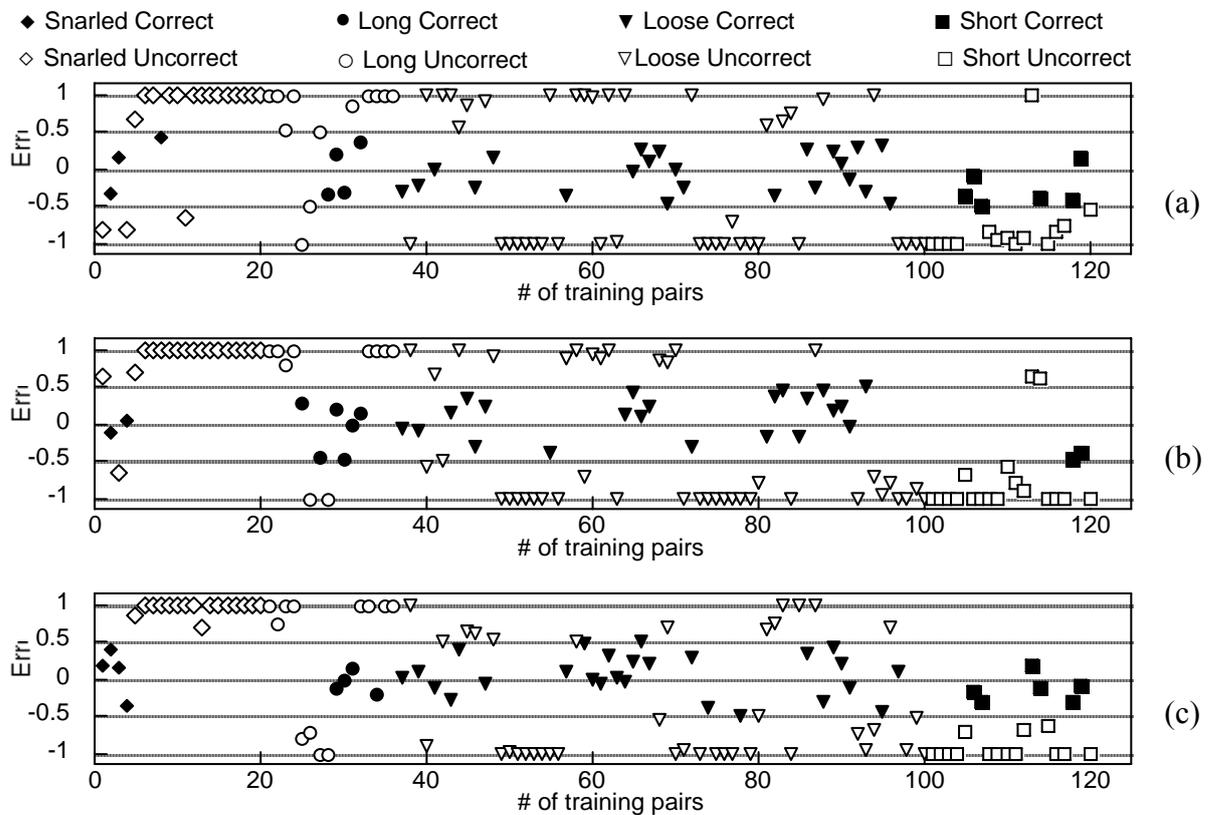
Distribuzione Errore $V_3/8$ parametri (a): Ff 8-8-1 (b): Ff 8-16-1 (c): Ff 8-32-1



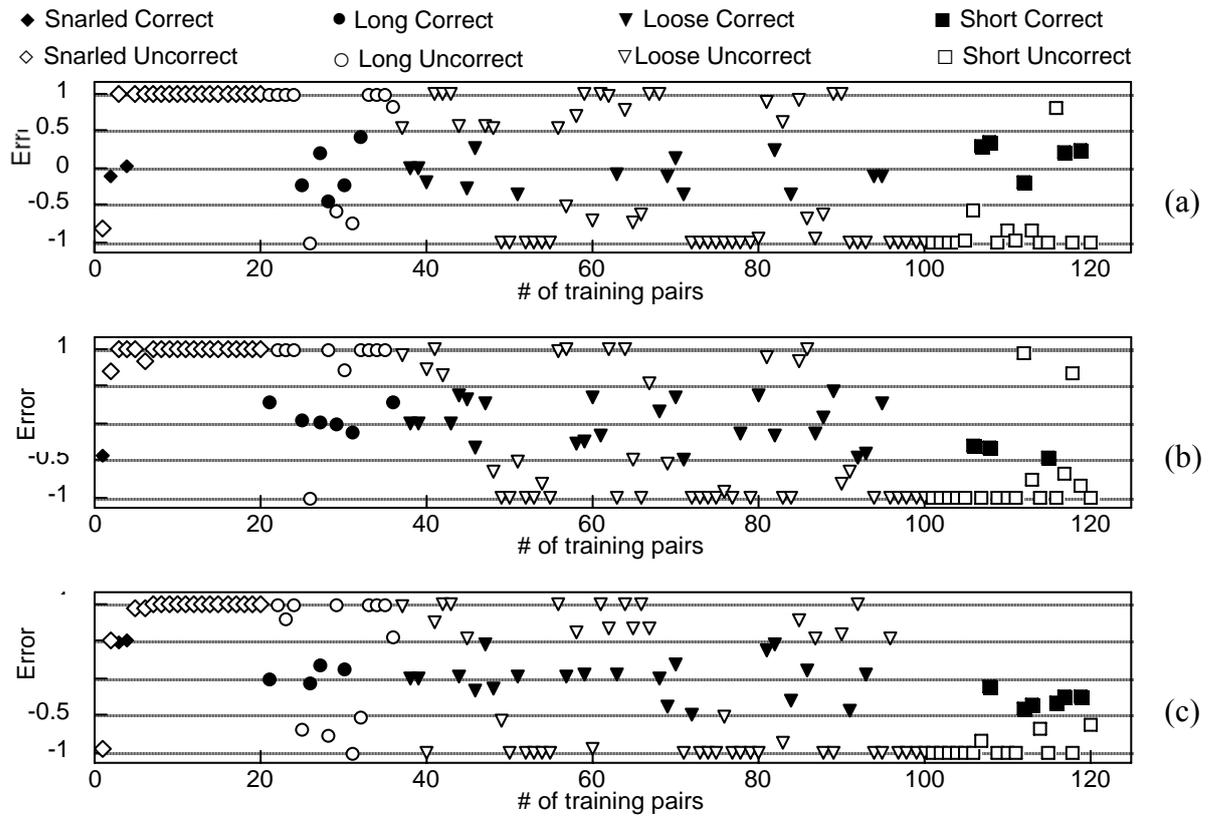
Distribuzione Errore $V_3/8$ parametri (a): Fc 8-8-1 (b): Fc 8-16-1 (c): Fc 8-32-1



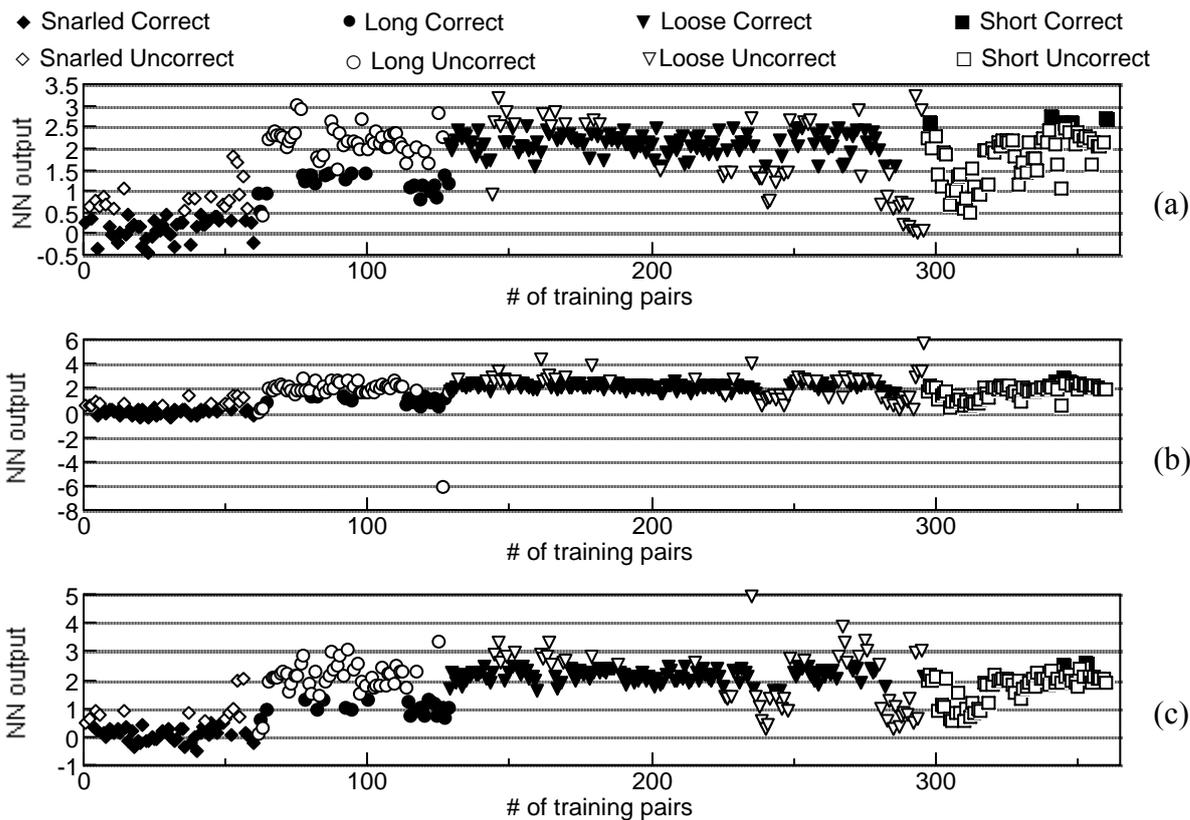
Distribuzione Errore $V_3/16$ parametri (a): Fp 16-16-1 ; (b): Fp 16-32-1; (c): Fp 16-64-1



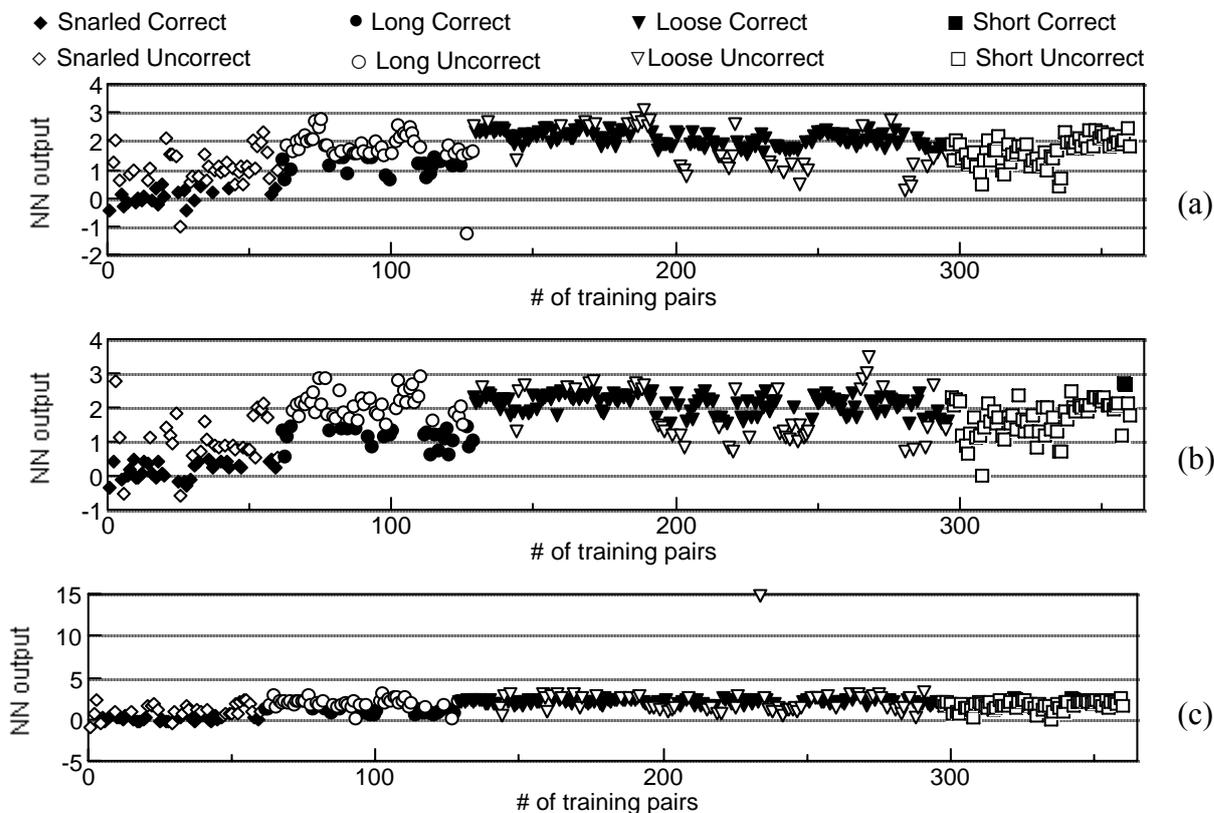
Distribuzione Errore $V_3/16$ parametri (a): Ff 16-16-1 (b): Ff 16-32-1 (c): Ff 16-64-1



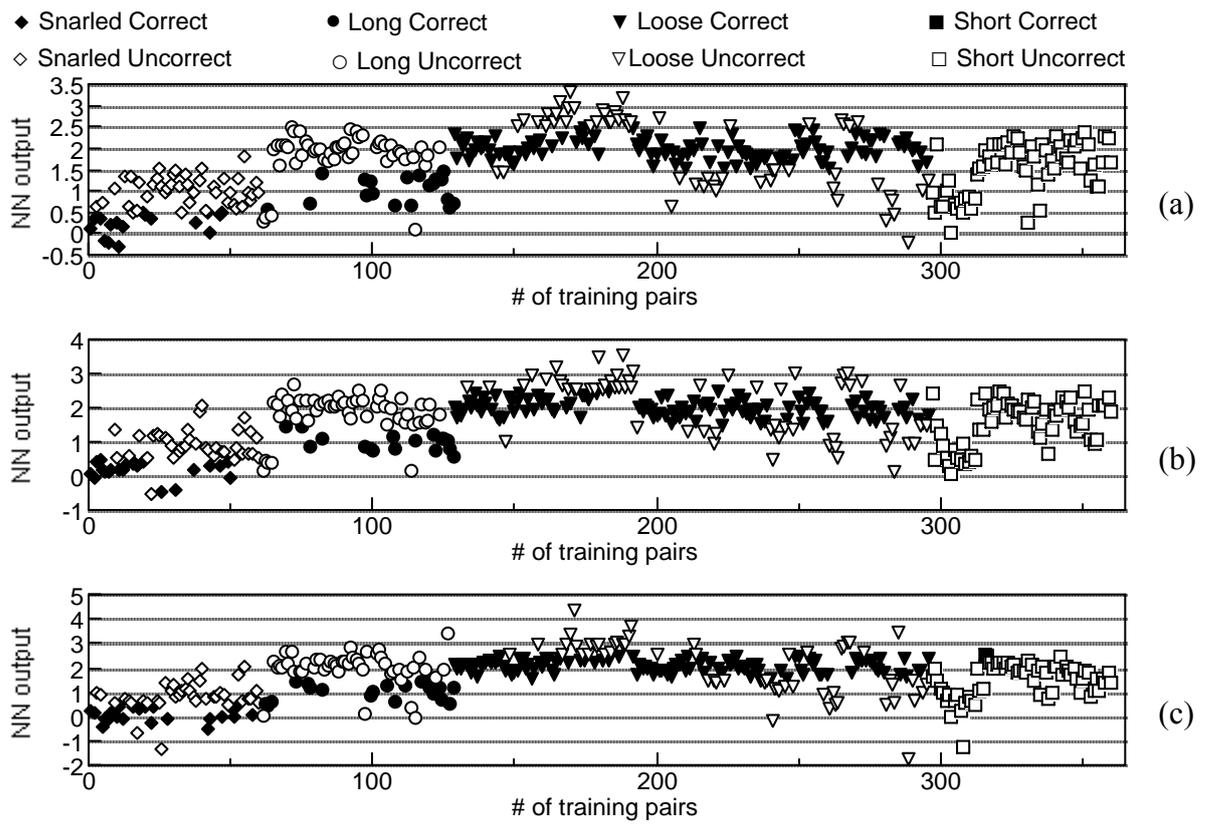
Distribuzione Errore $V_3/16$ parametri (a): Fc 16-16-1 (b): Fc 16-32-1 (c): Fc 16-64-1



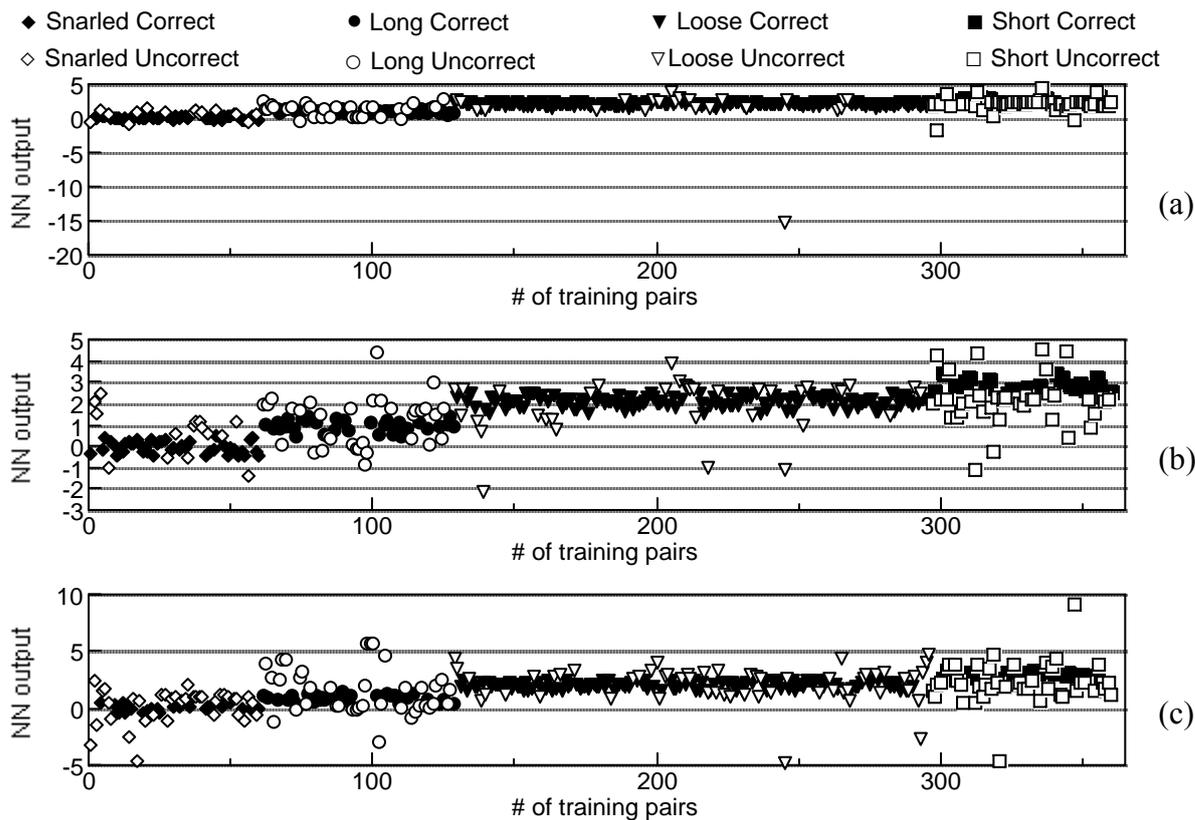
Distribuzione risultati $V_1+V_2+V_3/4par$ (a): Fp 4-4-1 ; (b): Fp 4-8-1 ; (c): Fp 4-16-1



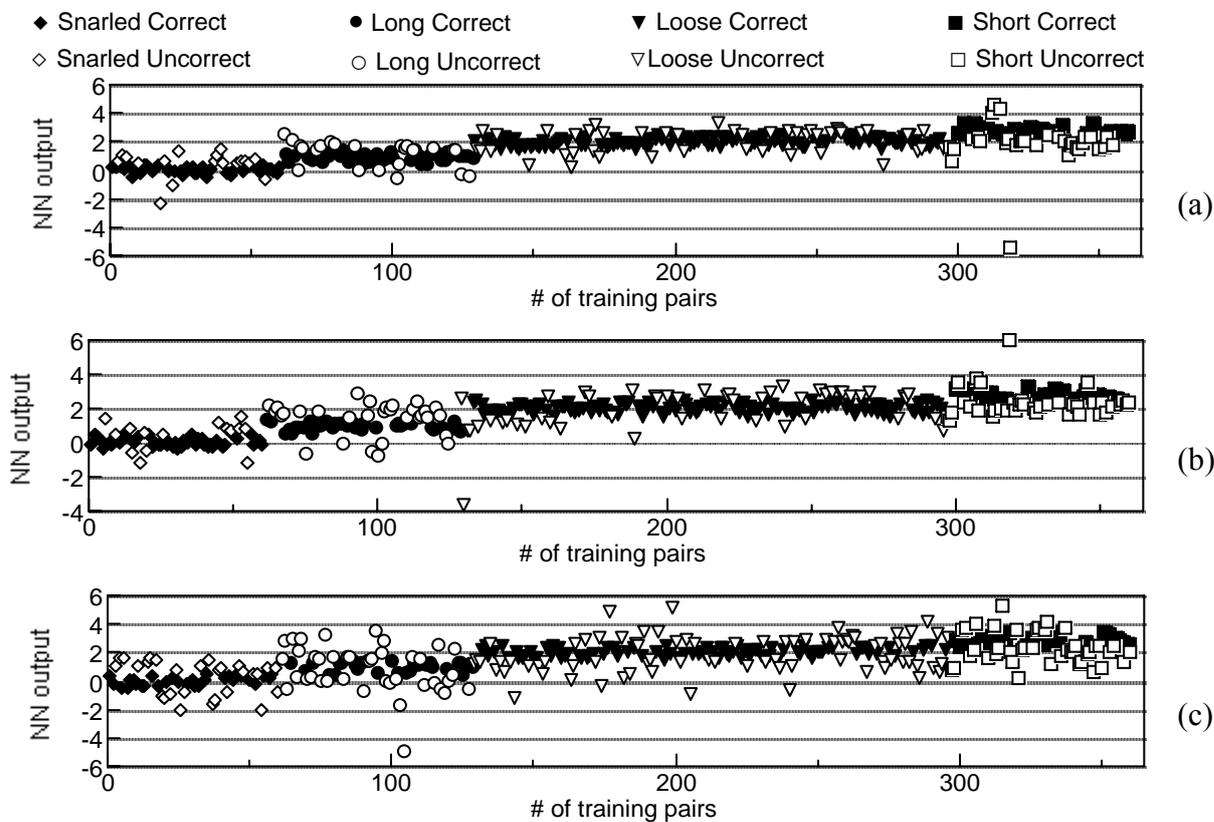
Distribuzione risultati $V_1+V_2+V_3/4par$ (a): Ff 4-4-1 ; (b): Ff 4-8-1 ; (c): Ff 4-16-1



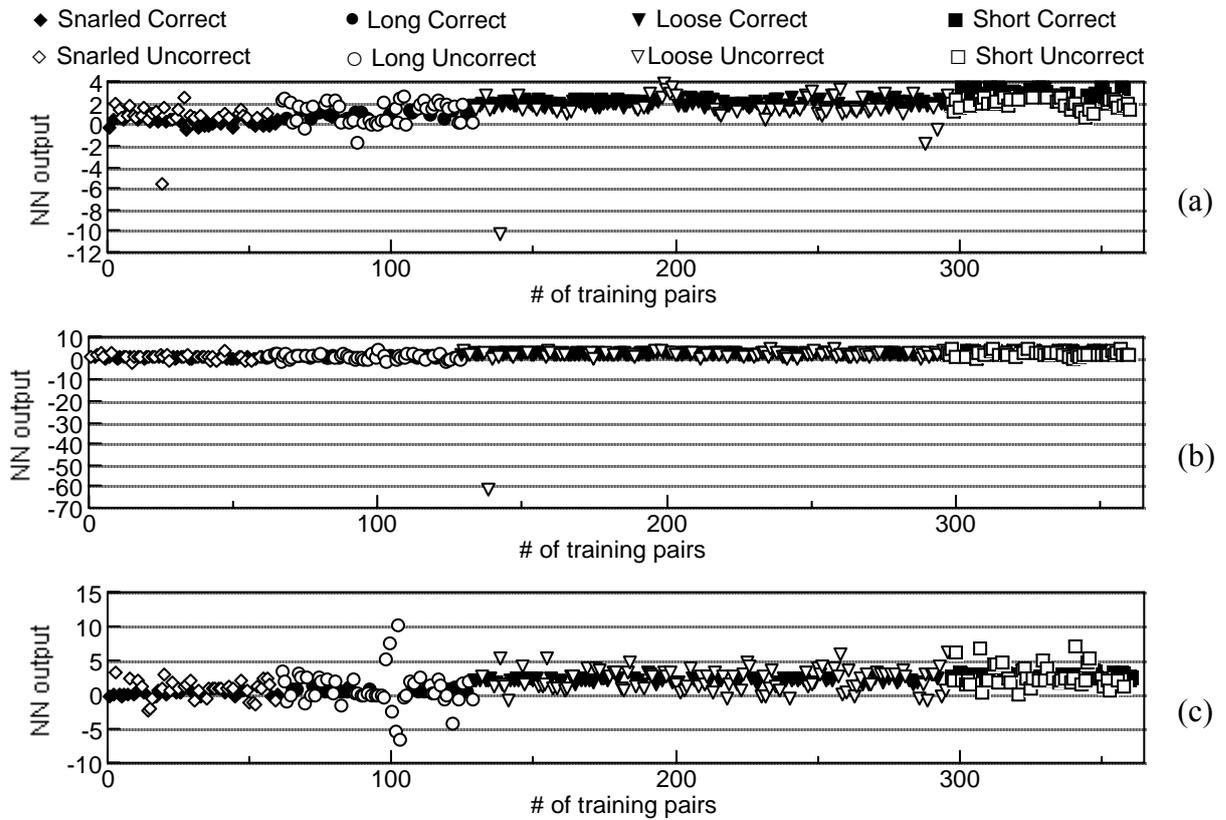
Distribuzione risultati $V_1+V_2+V_3/4par$ (a): Fc 4-4-1 ; (b): Fc 4-8-1 ; (c): Fc 4-16-1



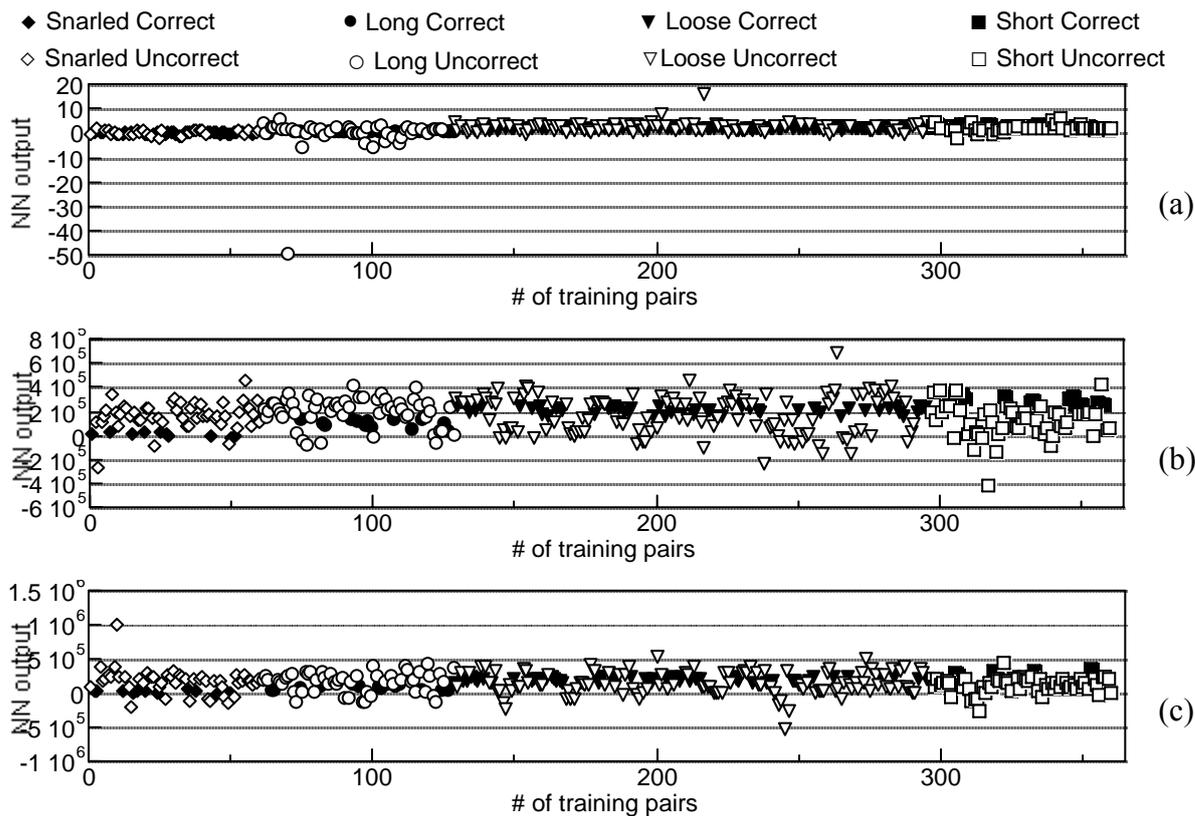
Distribuzione risultati $V_1+V_2+V_3/8\text{par}$ (a): Fp 8-8-1 ; (b): Fp 8-16-1 ; (c): Fp 8-32-1



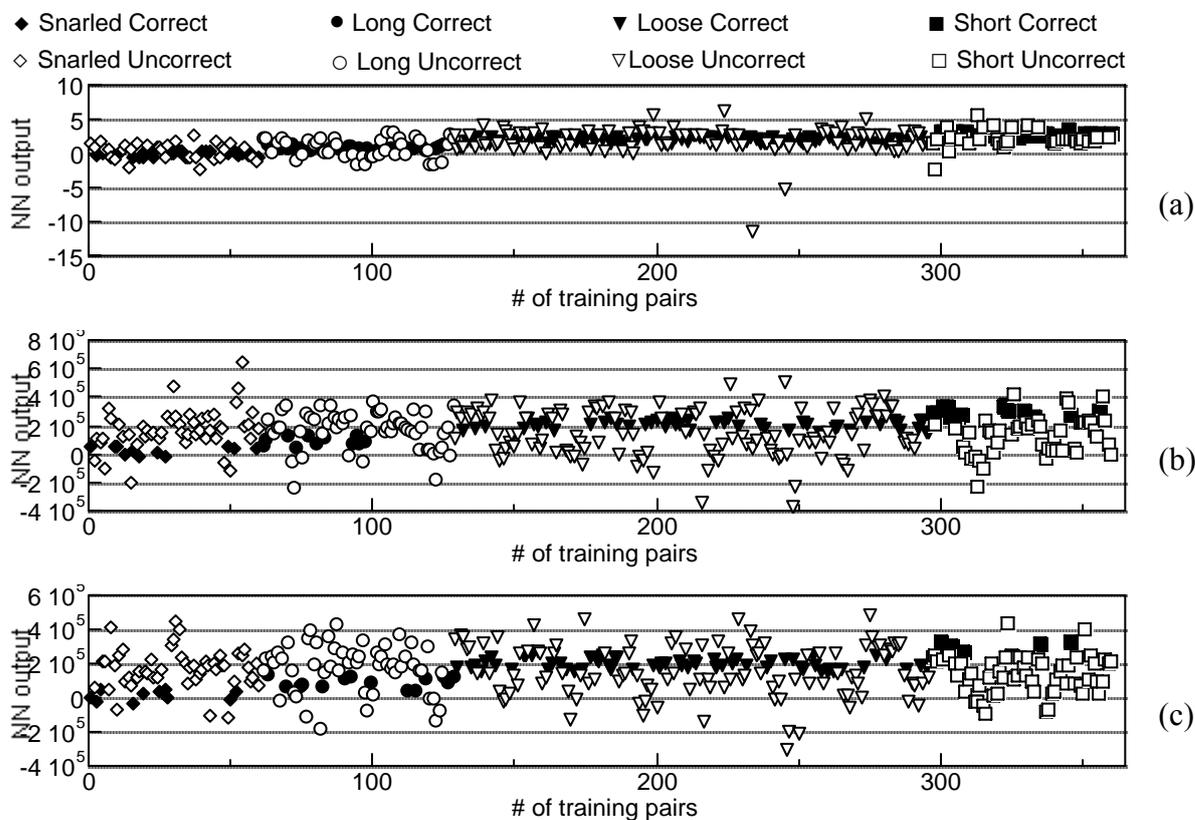
Distribuzione risultati $V_1+V_2+V_3/8\text{par}$ (a): Ff 8-8-1 ; (b): Ff 8-16-1 ; (c): Ff 8-32-1



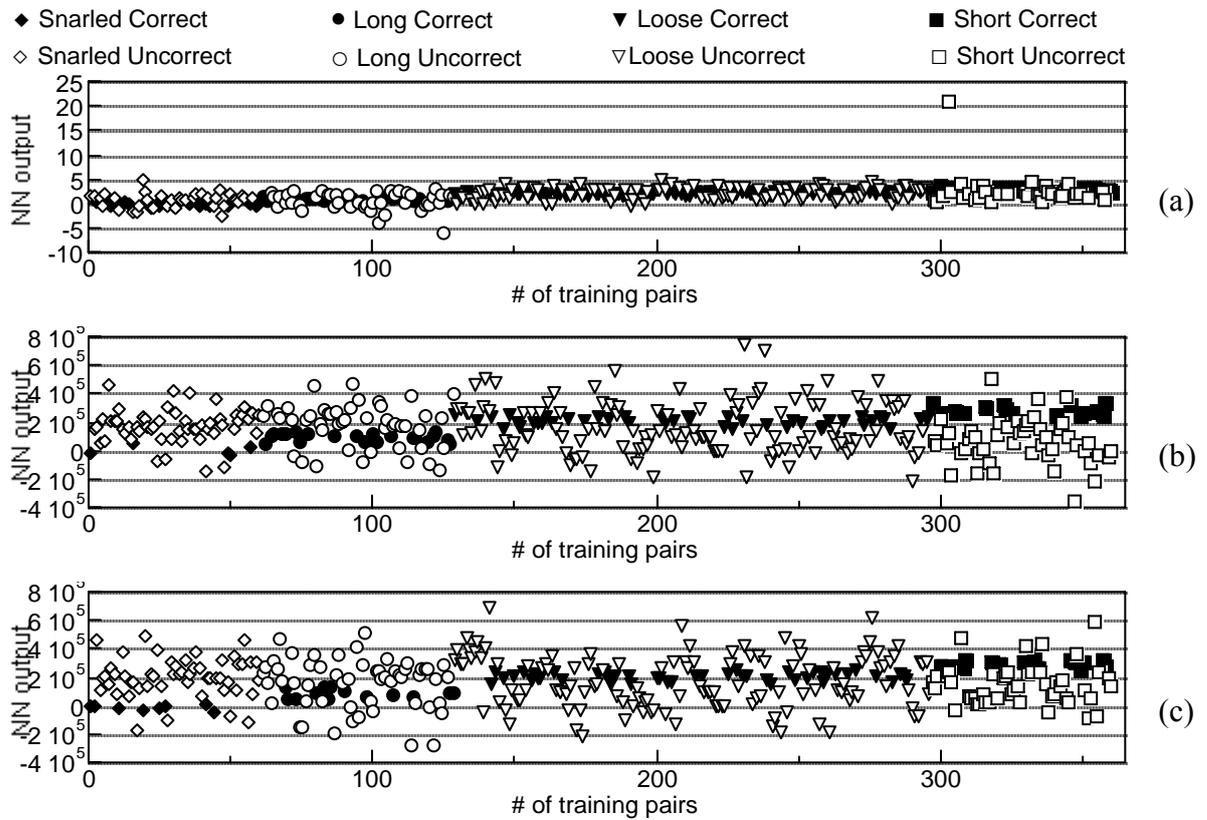
Distribuzione risultati $V_1+V_2+V_3/8par$ (a): Fc 8-8-1 ; (b): Fc 8-16-1 ; (c): Fc 8-32-1



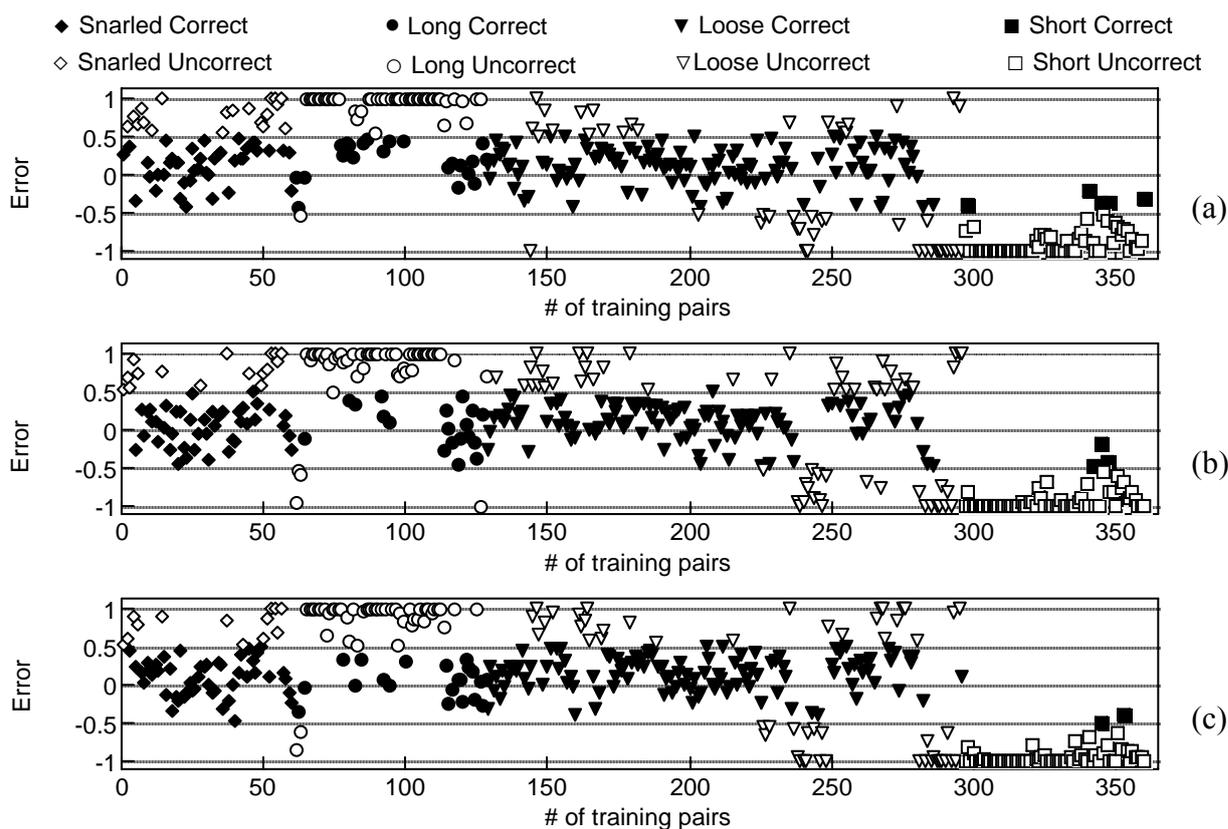
Distribuzione risultati $V_1+V_2+V_3/16par$ (a): Fp 16-16-1 ; (b): Fp 16-32-1 ; (c): Fp 16-64-1



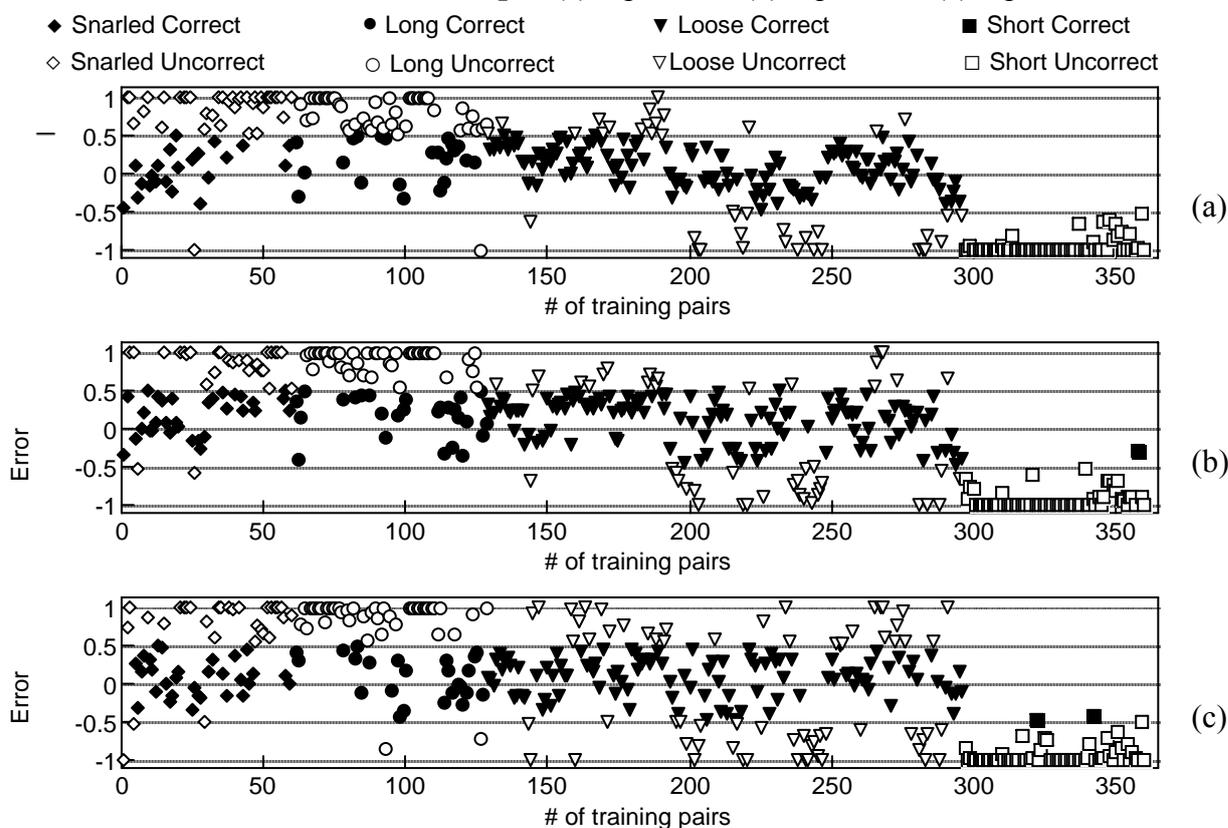
Distribuzione risultati $V_1+V_2+V_3/16par$ (a): Ff 16-16-1 ; (b): Ff 16-32-1 ; (c): Ff 16-64-1



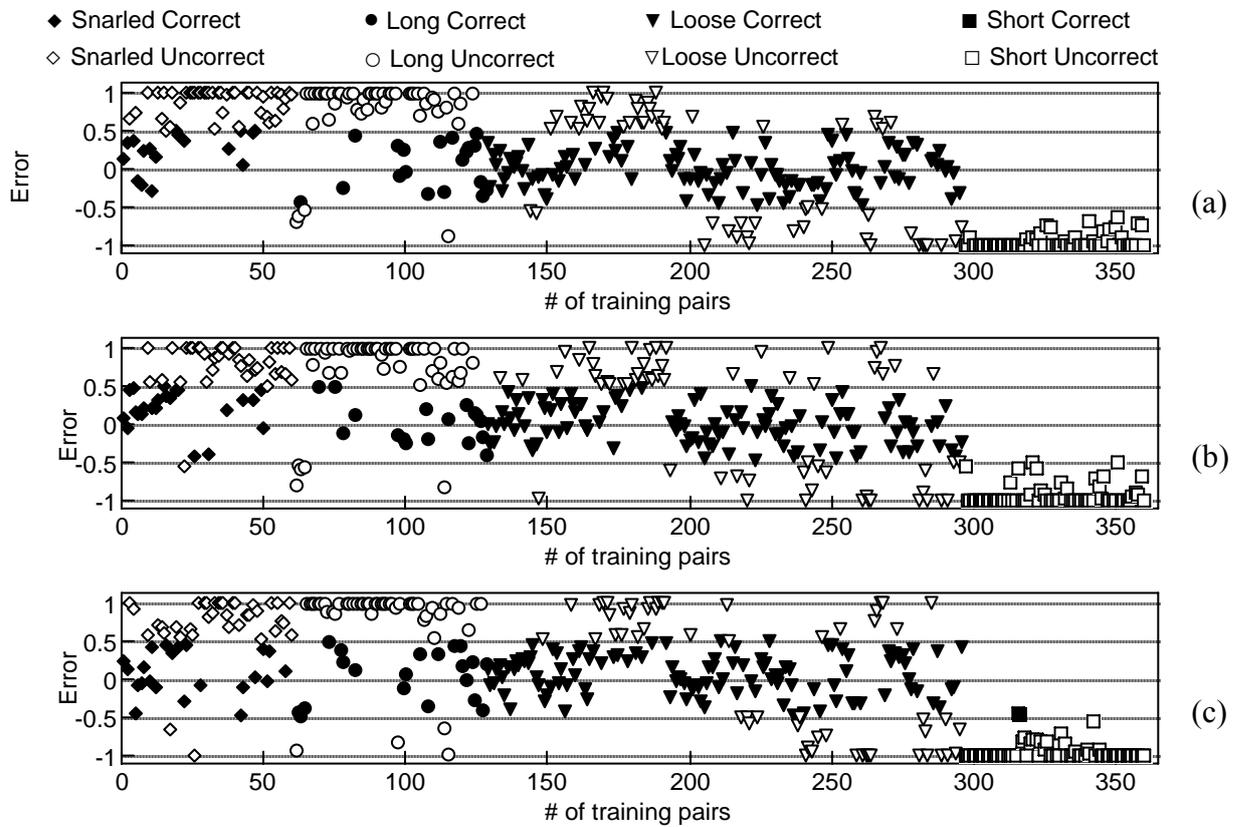
Distribuzione risultati $V_1+V_2+V_3/16par$ (a): Fc 16-16-1 ; (b): Fc 16-32-1 ; (c): Fc 16-64-1



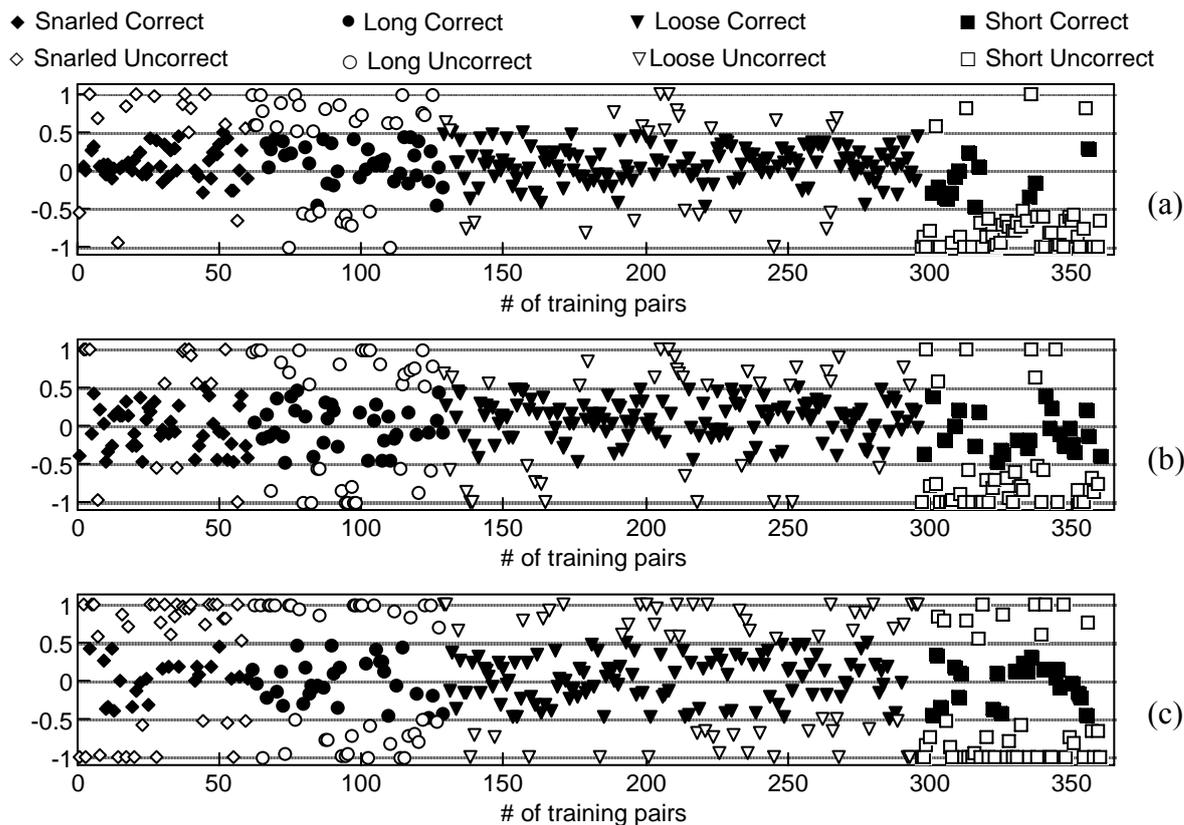
Distribuzione Errore $V_1+V_2+V_3/4par$ (a): Fp 4-4-1 ; (b): Fp 4-8-1 ; (c): Fp 4-16-1



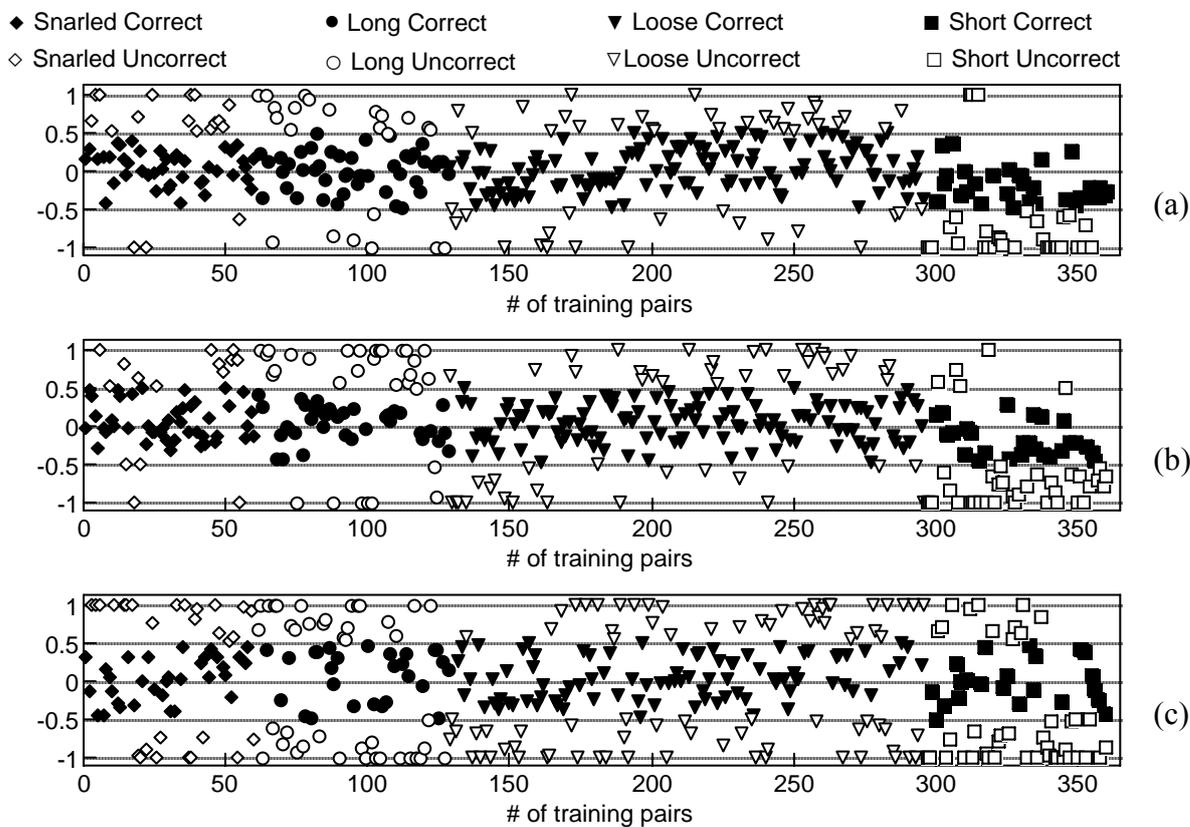
Distribuzione Errore $V_1+V_2+V_3/4par$ (a): Ff 4-4-1 ; (b): Ff 4-8-1 ; (c): Ff 4-16-1



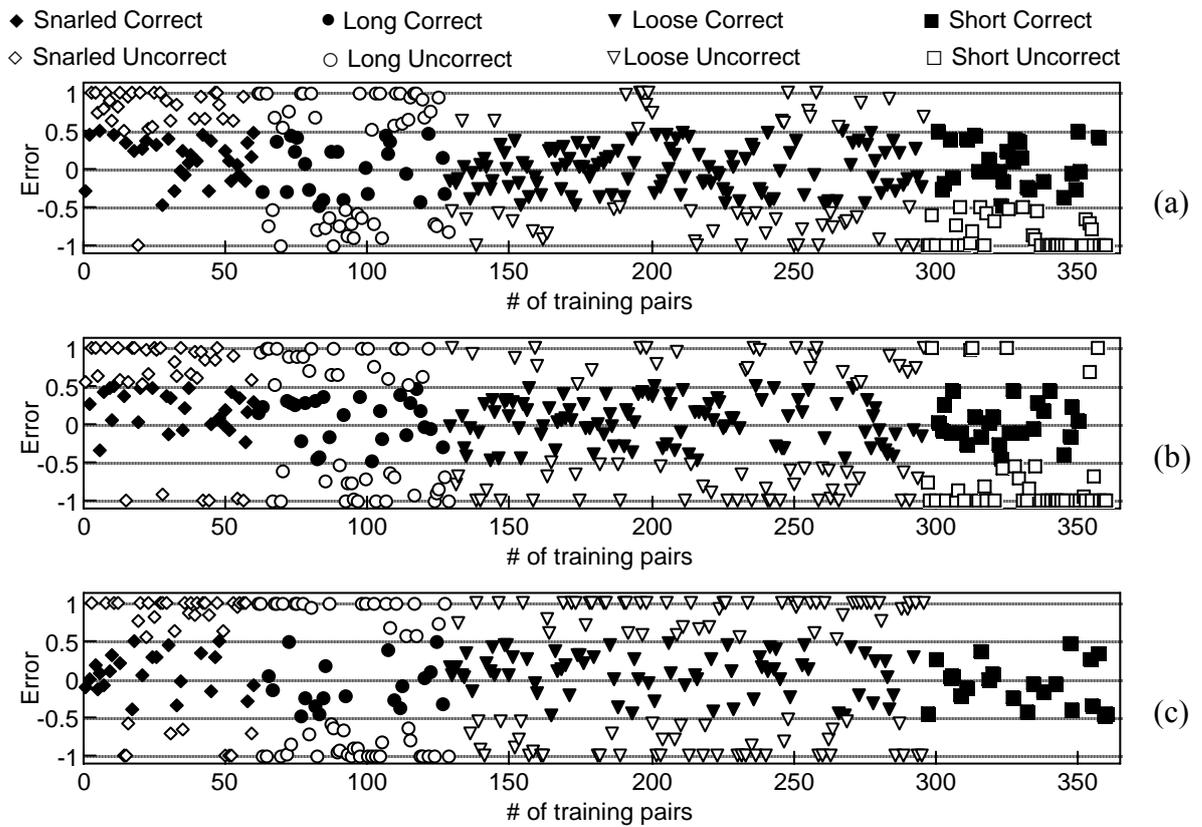
Distribuzione Errore $V_1+V_2+V_3/4par$ (a): Fc 4-4-1 ; (b): Fc 4-8-1 ; (c): Fc 4-16-1



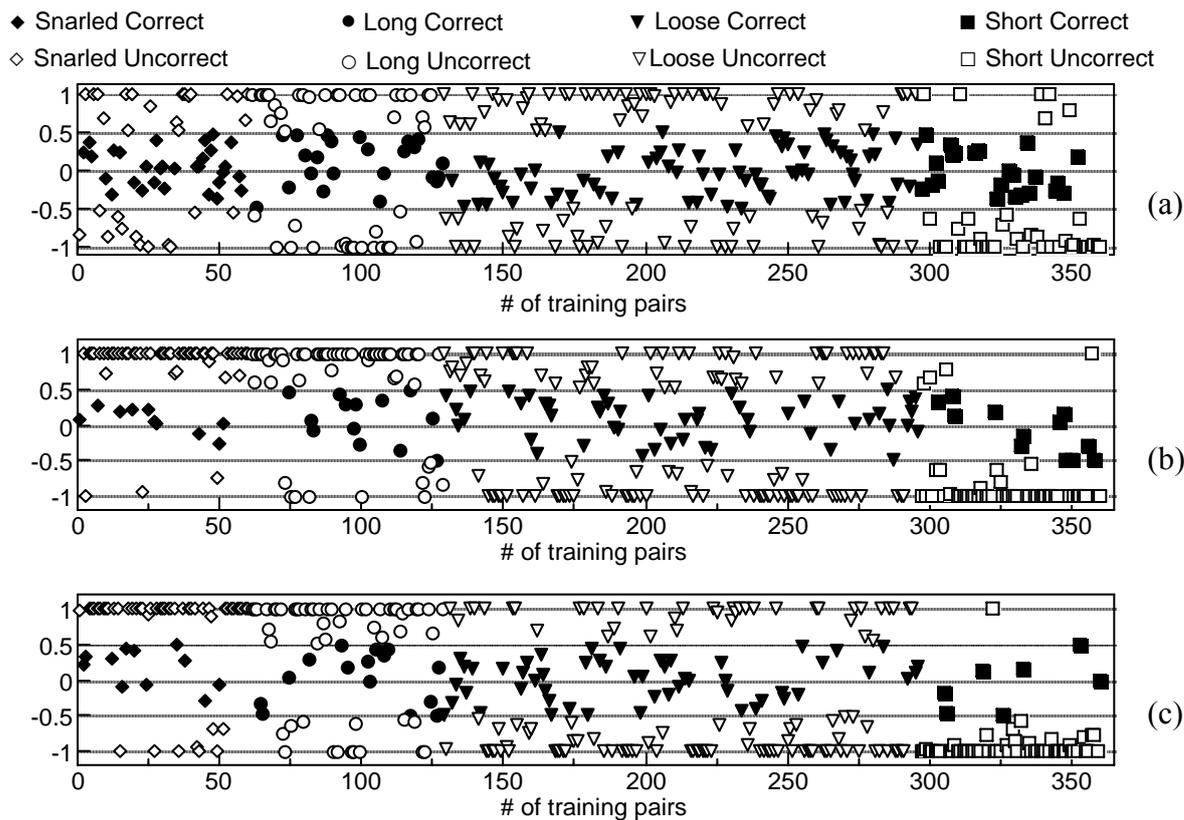
Distribuzione Errore $V_1+V_2+V_3/8par$ (a): Fp 8-8-1 ; (b): Fp 8-16-1 ; (c): Fp 8-32-1



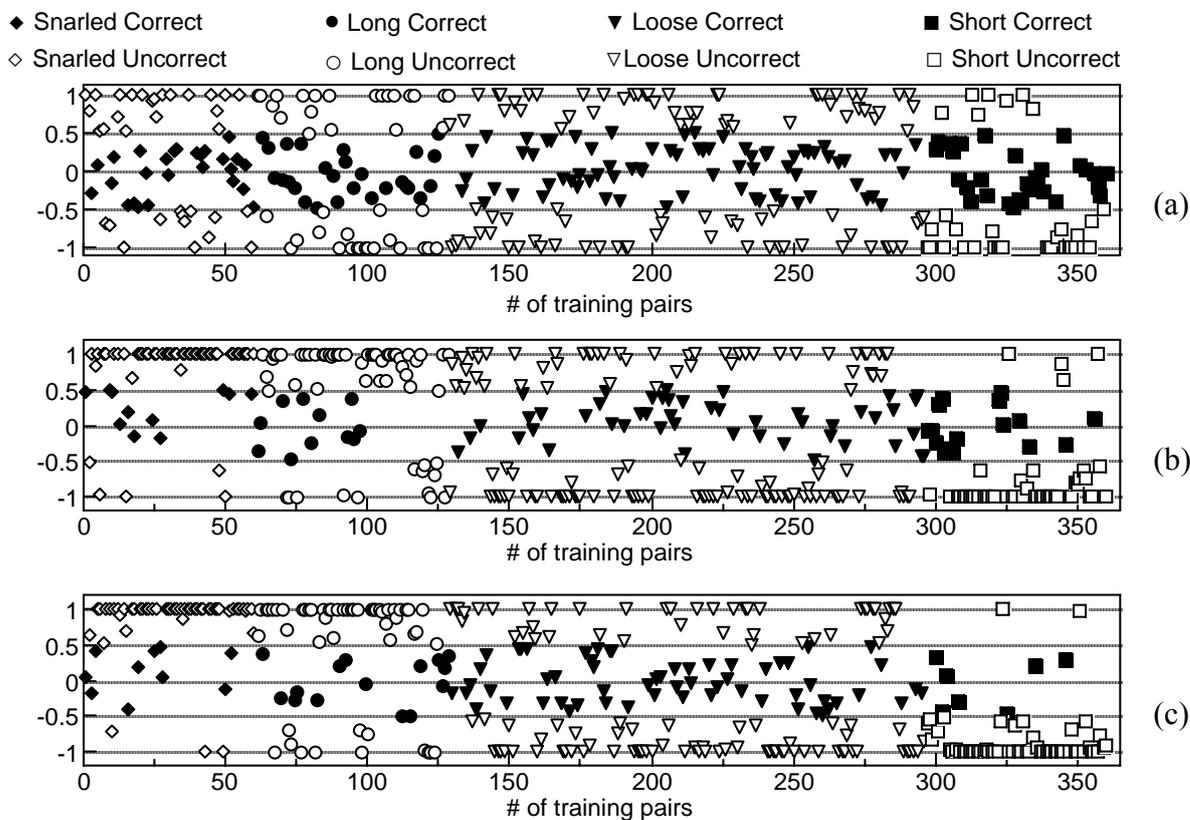
Distribuzione Errore $V_1+V_2+V_3/8par$ (a): Ff 8-8-1 ; (b): Ff 8-16-1 ; (c): Ff 8-32-1



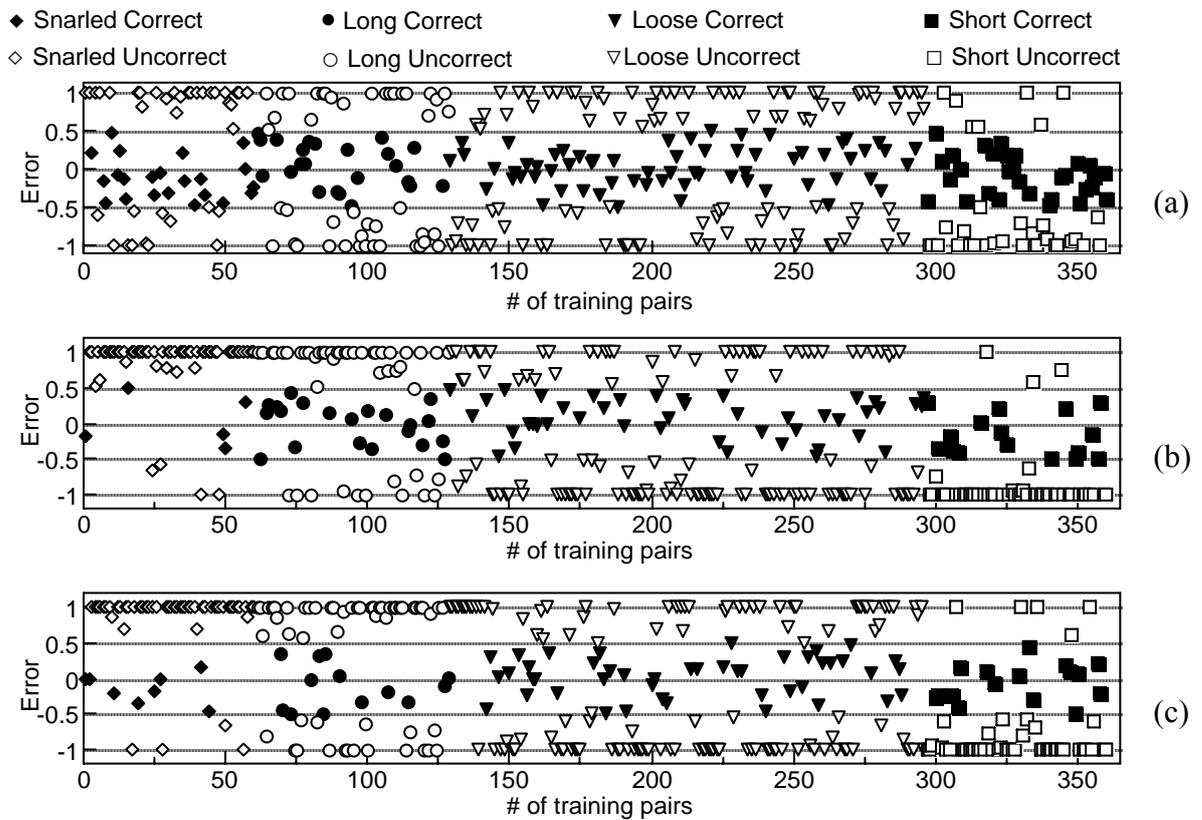
Distribuzione Errore $V_1+V_2+V_3/8par$ (a): Fc 8-8-1 ; (b): Fc 8-16-1 ; (c): Fc 8-32-1



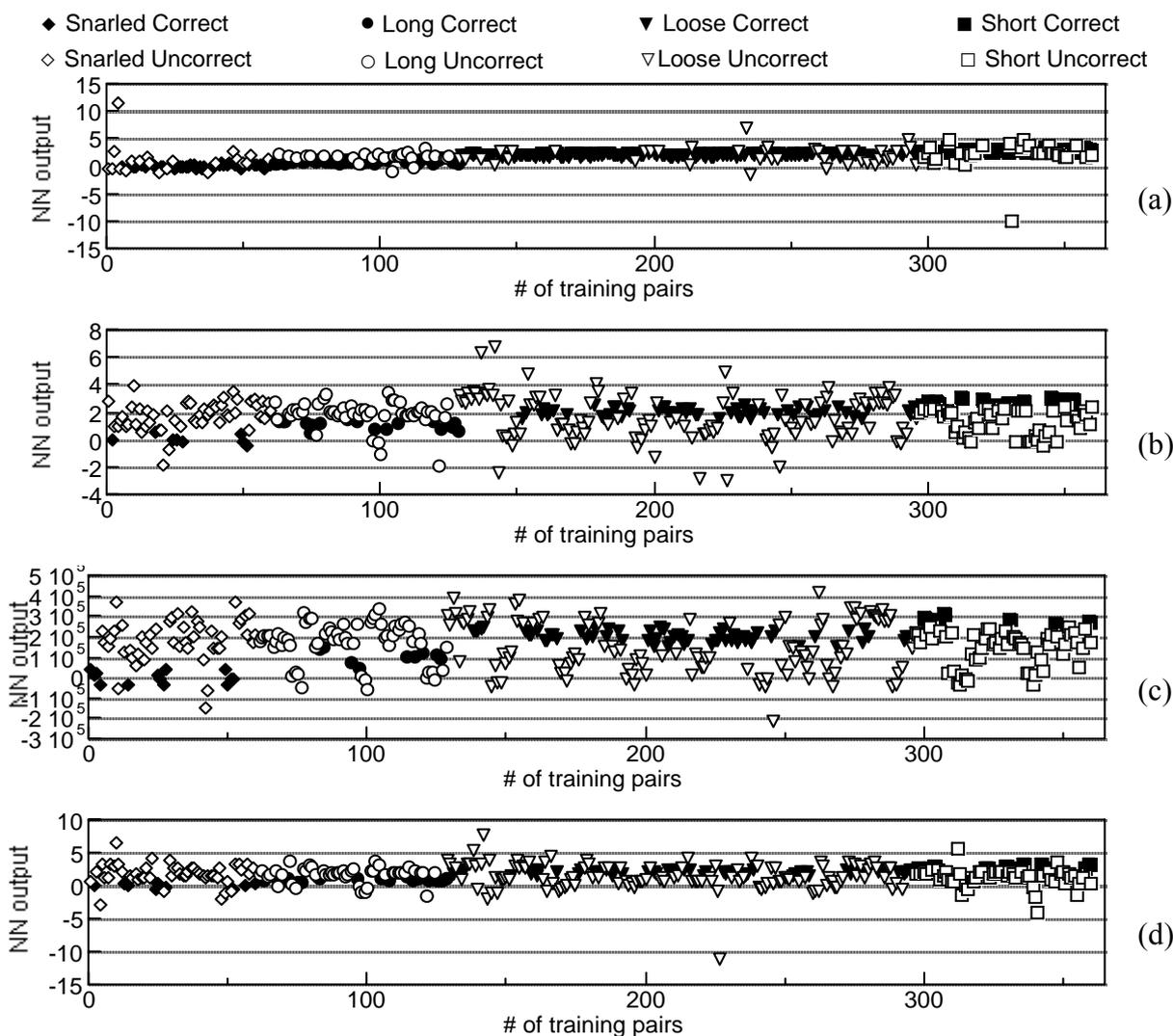
Distribuzione Errore $V_1+V_2+V_3/16par$ (a): Fp 16-16-1 ; (b): Fp 16-32-1 ; (c): Fp 16-64-1



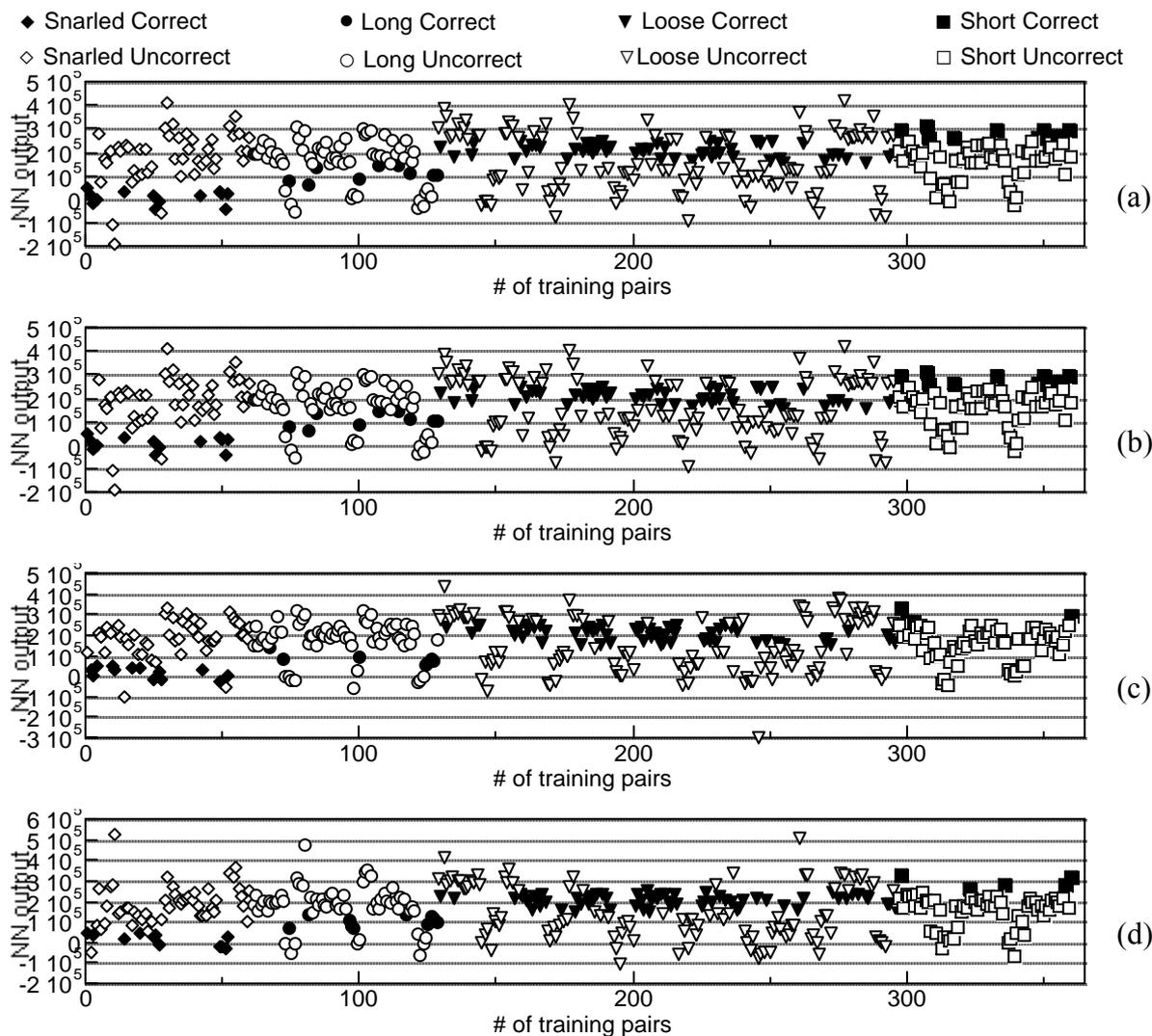
Distribuzione Errore $V_1+V_2+V_3/16par$ (a): Ff 16-16-1 ; (b): Ff 16-32-1 ; (c): Ff 16-64-1



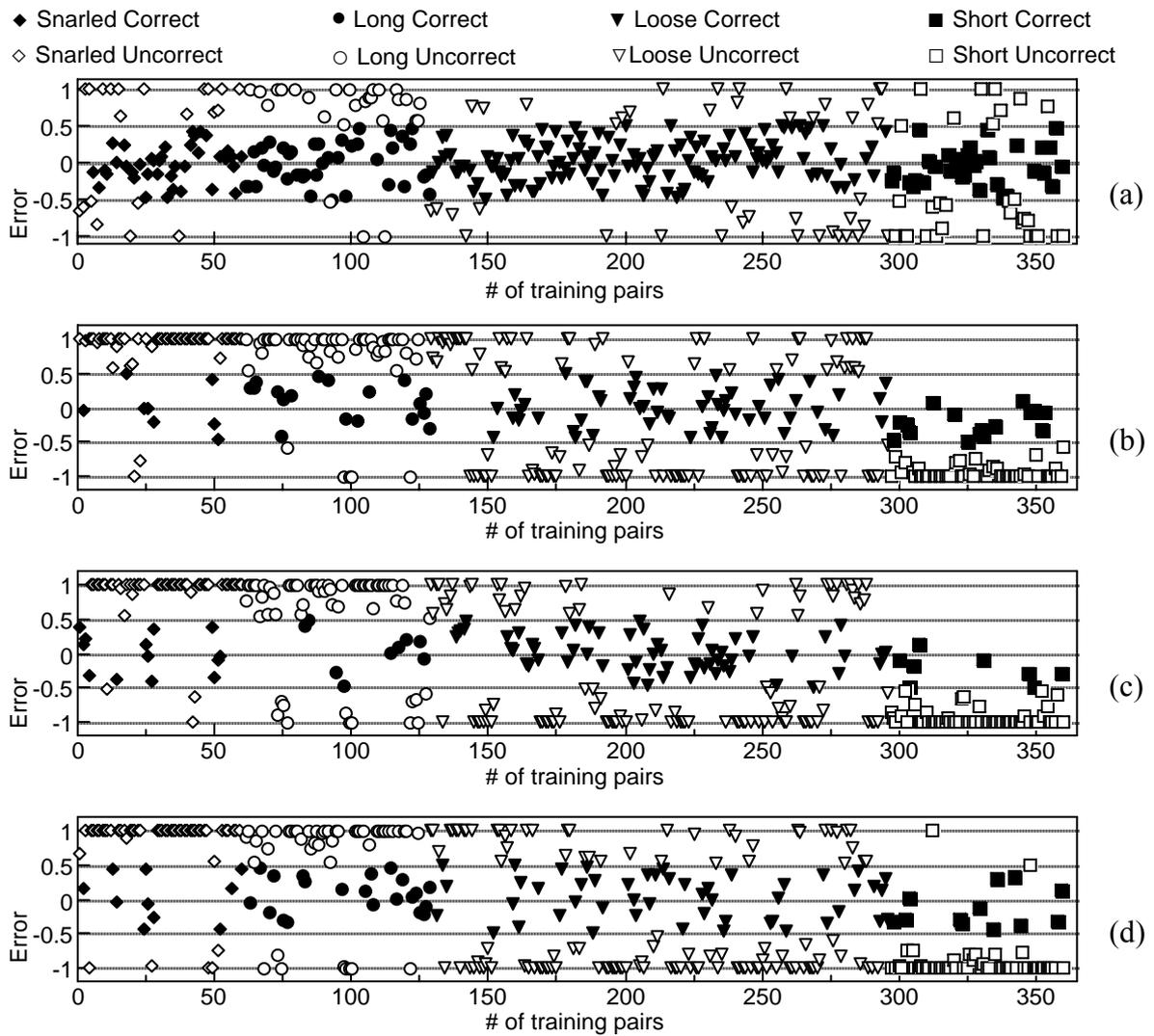
Distribuzione Errore $V_1+V_2+V_3/16par$ (a): Fc 16-16-1 ; (b): Fc 16-32-1 ; (c): Fc 16-64-1



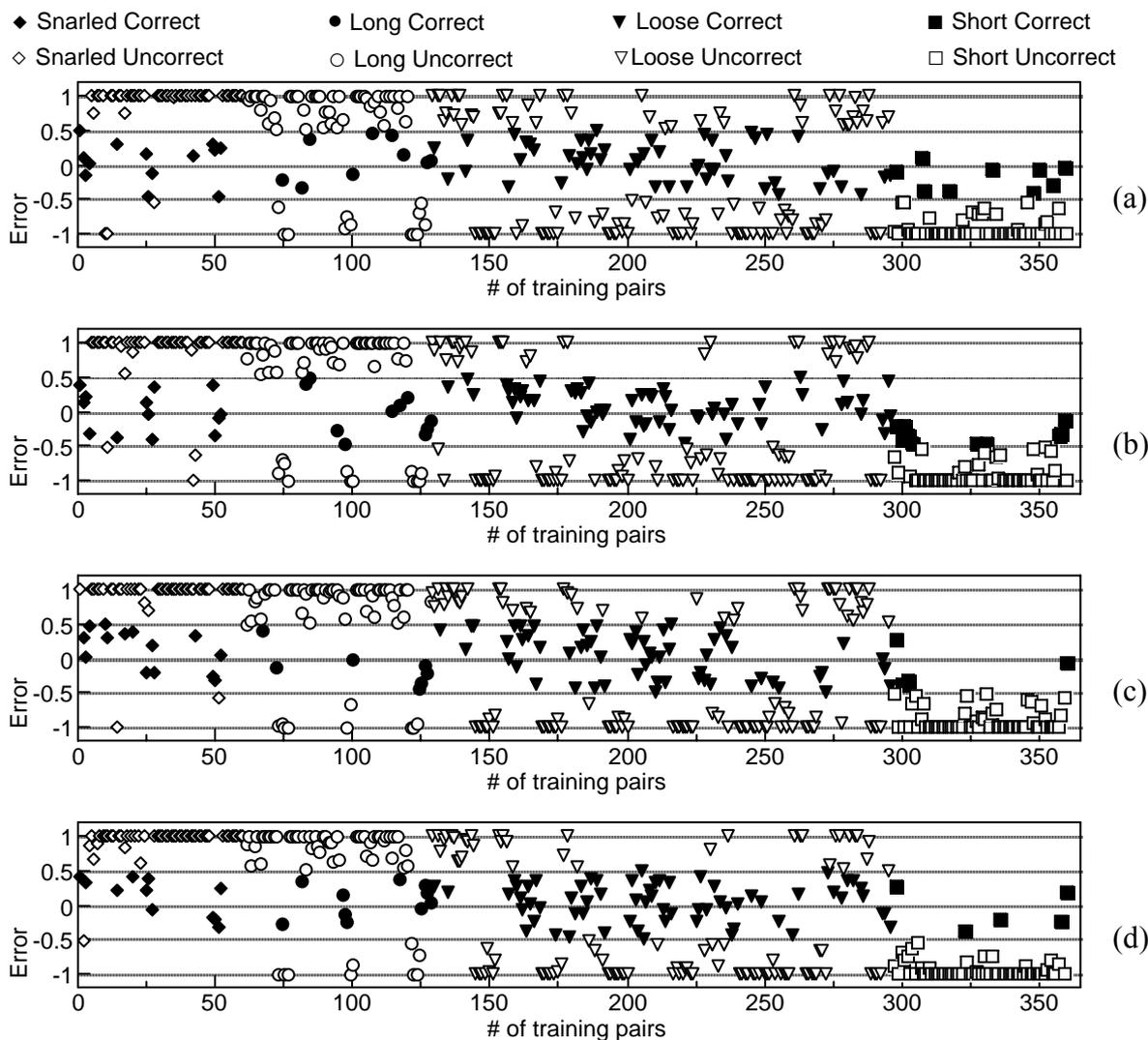
Distribuzione risultati $V_1+V_2+V_3/12par/Fc+Ff+Fp$ (a): 12-12-1; (b):12-24-1; (c): 12-32-1;(d): 12-48-1



Distribuzione risultati $V_1+V_2+V_3/24par/Fc+Ff+Fp$ (a): 24-24-1; (b): 24-32-1 ; (c): 24-48-1;(d): 24-64-1



Distribuzione errore $V_1+V_2+V_3/12par/Fc+Ff+Fp$ (a): 12-12-1 (b):12-24-1 ;
 (c): 12-32-1 ; (d): 12-48-1



Distribuzione errore $V_1+V_2+V_3/24par/Fc+Ff+Fp$ (a): 24-24-1 (b): 24-32-1; (c): 24-48-1 ; (d): 24-64-1

IV.11 Percentuali di conformità

Sono state calcolate le percentuali di conformità ossia le percentuali di successo delle reti neurali, denominate *Success Rate (SR)*, delle tre componenti della forza F_c , F_f e F_p per ogni configurazione delle reti neurali artificiali elaborata. In particolare:

Warsaw University of Technology

Sono stati elaborati diversi casi di addestramento in riferimento ai parametri di lavorazione. In particolare:

1. Sono state considerate le due velocità di taglio singolarmente (V_{c1} ; V_{c2}) e poi considerate in modo combinato ($V_{c1} + V_{c2}$)
2. Per questi due casi (velocità singole, velocità combinate) sono state considerate le 3 componenti delle forze considerate singolarmente (F_c , F_f , F_p) e poi in modo congiunto ($F_c + F_f + F_p$)
3. Per ogni combinazione delle due scelte sopradescritte, le reti neurali artificiali sono state addestrate per l'identificazione delle singole forme del truciolo:
 - **0 = Snarled**
 - **1 = Short**
 - **2 = Short Spiral**
4. Per ogni combinazione delle due scelte sopradescritte, le reti neurali artificiali sono state addestrate per l'identificazione delle forme del truciolo suddivise in forme favorevoli e sfavorevoli per le lavorazioni:
 - **Sfavorevoli = Unfavourable = {Snarled} = 0**
 - **Favorevoli = Favourable = {Short, Short Spiral} = 1**

Nella tabella sottostante riportiamo le varie combinazioni dei parametri di ingresso utilizzate:

Velocità	Componenti della forza	Forma del truciolo
V_{c1}	F_c, F_f, F_p	Snarled, Short, Short Spiral
V_{c2}	F_c, F_f, F_p	Snarled, Short, Short Spiral
V_{c1}	$F_c + F_f + F_p$	Snarled, Short, Short Spiral
V_{c2}	$F_c + F_f + F_p$	Snarled, Short, Short Spiral
V_{c1}	F_c, F_f, F_p	Favourable & Unfavourable
V_{c2}	F_c, F_f, F_p	Favourable & Unfavourable
V_{c1}	$F_c + F_f + F_p$	Favourable & Unfavourable
V_{c2}	$F_c + F_f + F_p$	Favourable & Unfavourable
$V_{c1} + V_{c2}$	F_c, F_f, F_p	Snarled, Short, Short Spiral
$V_{c1} + V_{c2}$	$F_c + F_f + F_p$	Snarled, Short, Short Spiral
$V_{c1} + V_{c2}$	F_c, F_f, F_p	Favourable & Unfavourable
$V_{c1} + V_{c2}$	$F_c + F_f + F_p$	Favourable & Unfavourable

Le configurazioni delle reti neurali variano secondo la scelta della combinazione delle componenti di taglio, in particolare:

Componenti della forza separate: F_c, F_f, F_p
4 – 4 -1
4 – 8 -1
4 – 16 -1
8 – 8 -1
8 – 16 -1
8 – 32 -1
16 – 16 -1
16 – 32 -1
16 – 64 -1

Componenti della forza combinate: $F_c + F_f + F_p$
12 – 12 -1
12 – 24 -1
12 – 32 -1
12 – 48 -1
24 – 24 -1
24 – 32 -1
24 – 48 -1
24 – 64 -1

University of Kentucky

Sono stati elaborati diversi casi di addestramento in riferimento ai parametri di lavorazione. In particolare:

1. Sono state considerate le tre velocità di taglio singolarmente (V_{c1} ; V_{c2} ; V_{c3}) e poi considerate in modo combinato ($V_{c1} + V_{c2} + V_{c3}$)
2. Per questi due casi (velocità singole, velocità combinate) sono state considerate le 3 componenti delle forze considerate singolarmente (F_c , F_f , F_p) e poi in modo congiunto ($F_c + F_f + F_p$)
3. Per ogni combinazione delle due scelte sopradescritte, le reti neurali artificiali sono state addestrate per l'identificazione delle singole forme del truciolo:
 - **0 = Snarled**
 - **1 = Long**
 - **2 = Loose**
 - **3 = Short**
4. Per ogni combinazione delle due scelte sopradescritte, le reti neurali artificiali sono state addestrate per l'identificazione delle forme del truciolo suddivise in forme favorevoli e sfavorevoli per le lavorazioni:
 - **Sfavorevoli = Unfavourable = {Snarled, Long} = 1**
 - **Favorevoli = Favourable = {Loose, Short} = 2**

Nella tabella sottostante riportiamo le varie combinazioni dei parametri di ingresso utilizzate:

Velocità	Componenti della forza	Forma del truciolo
V_{c1}	F_c, F_f, F_p	Snarled, Long, Loose, Short
V_{c2}	F_c, F_f, F_p	Snarled, Long, Loose, Short
V_{c3}	F_c, F_f, F_p	Snarled, Long, Loose, Short
V_{c1}	$F_c + F_f + F_p$	Snarled, Long, Loose, Short
V_{c2}	$F_c + F_f + F_p$	Snarled, Long, Loose, Short
V_{c3}	$F_c + F_f + F_p$	Snarled, Long, Loose, Short
V_{c1}	F_c, F_f, F_p	Favourable & Unfavourable
V_{c2}	F_c, F_f, F_p	Favourable & Unfavourable
V_{c3}	F_c, F_f, F_p	Favourable & Unfavourable
V_{c1}	$F_c + F_f + F_p$	Favourable & Unfavourable
V_{c2}	$F_c + F_f + F_p$	Favourable & Unfavourable
V_{c3}	$F_c + F_f + F_p$	Favourable & Unfavourable
$V_{c1} + V_{c2} + V_{c3}$	F_c, F_f, F_p	Snarled, Long, Loose, Short
$V_{c1} + V_{c2} + V_{c3}$	$F_c + F_f + F_p$	Snarled, Long, Loose, Short
$V_{c1} + V_{c2} + V_{c3}$	F_c, F_f, F_p	Favourable & Unfavourable
$V_{c1} + V_{c2} + V_{c3}$	$F_c + F_f + F_p$	Favourable & Unfavourable

Le configurazioni delle reti neurali variano secondo la scelta della combinazione delle componenti di taglio, in particolare:

Componenti della forza separate: F_c, F_f, F_p
4 – 4 -1
4 – 8 -1
4 – 16 -1
8 – 8 -1
8 – 16 -1
8 – 32 -1
16 – 16 -1
16 – 32 -1
16 – 64 -1

Componenti della forza combinate: $F_c + F_f + F_p$
12 – 12 -1
12 – 24 -1
12 – 32 -1
12 – 48 -1
24 – 24 -1
24 – 32 -1
24 – 48 -1
24 – 64 -1

Warsaw University of Technology Success Rate (%) Singole Forme del Truciolo (Snarled, Short, Short Spiral)

Velocità $V_{c1} / F_c, F_f, F_p / 4-8-16$ parametri

Configurazioni	F_c	F_f	F_p
4-4-1	72	93	79
4-8-1	71	94	79
4-16-1	77	95	79
8-8-1	70	94	79
8-16-1	79	95	79
8-32-1	78	89	78
16-16-1	83	96	91
16-32-1	85	98	91
16-64-1	86	95	95

Velocità $V_{c1} / F_c + F_f + F_p / 12-24$ parametri

Configurazioni	$F_c + F_f + F_p$
12 - 12 - 1	100
12 - 24 - 1	100
12 - 32 - 1	99
12 - 48 - 1	98
24 - 24 - 1	98
24 - 32 - 1	100
24 - 48 - 1	99
24 - 64 - 1	100

Warsaw University of Technology Success Rate (%) Singole Forme del Truciolo (Snarled, Short, Short Spiral)

Velocità V_{c2} / F_c , F_f , F_p / 4-8-16 parametri

Configurazioni	F_c	F_f	F_p
4-4-1	81	94	97
4-8-1	91	98	97
4-16-1	89	99	97
8-8-1	93	97	99
8-16-1	90	98	98
8-32-1	87	97	99
16-16-1	86	97	99
16-32-1	87	98	98
16-64-1	82	97	98

Velocità V_{c2} / $F_c + F_f + F_p$ / 12-24 parametri

Configurazioni	$F_c + F_f + F_p$
12-12-1	100
12-24-1	99
12-32-1	100
12-48-1	100
24-24-1	100
24-32-1	100
24-48-1	99
24-64-1	99

Warsaw University of Technology Success Rate (%) Singole Forme del Truciolo (Snarled, Short, Short Spiral)

Velocità $V_{c1} + V_{c2} / F_c, F_f, F_p / 4-8-16$ parametri

Configurazioni	F_c	F_f	F_p
4-4-1	62	77	64
4-8-1	64	80	79
4-16-1	75	78	83
8-8-1	87	90	94
8-16-1	89	91	97
8-32-1	85	91	96
16-16-1	80	94	94
16-32-1	74	98	96
16-64-1	77	98	95

Velocità $V_{c1} + V_{c2} / F_c + F_f + F_p / 12-24$ parametri

Configurazioni	$F_c + F_f + F_p$
12 - 12 - 1	100
12 - 24 - 1	98
12 - 32 - 1	98
12 - 48 - 1	99
24 - 24 - 1	98
24 - 32 - 1	100
24 - 48 - 1	98
24 - 64 - 1	97

Warsaw University of Technology Success Rate (%)
Favourable {Short, Short Spiral}
Unfavourable {Snarled}

Velocità V_{c1} / F_c , F_f , F_p / 4-8-16 parametri

Configurazioni	F_c	F_f	F_p
4 - 4 - 1	91	97	92
4 - 8 - 1	89	97	93
4 - 16 - 1	89	97	92
8 - 8 - 1	89	97	93
8 - 16 - 1	91	97	92
8 - 32 - 1	90	96	92
16 - 16 - 1	94	100	96
16 - 32 - 1	94	99	99
16 - 64 - 1	96	98	99

Velocità V_{c1} / $F_c + F_f + F_p$ / 12-24 parametri

Configurazioni	$F_c + F_f + F_p$
12 - 12 - 1	100
12 - 24 - 1	98
12 - 32 - 1	98
12 - 48 - 1	99
24 - 24 - 1	98
24 - 32 - 1	100
24 - 48 - 1	98
24 - 64 - 1	97

Warsaw University of Technology Success Rate (%)
Favourable {Short, Short Spiral}
Unfavourable {Snarled}

Velocità V_{c2} / F_c , F_f , F_p / 4-8-16 parametri

Configurazioni	F_c	F_f	F_p
4 - 4 - 1	95	99	96
4 - 8 - 1	98	100	99
4 - 16 - 1	97	100	100
8 - 8 - 1	97	100	99
8 - 16 - 1	95	99	99
8 - 32 - 1	96	100	98
16 - 16 - 1	96	99	99
16 - 32 - 1	95	100	99
16 - 64 - 1	91	100	98

Velocità V_{c2} / $F_c + F_f + F_p$ / 12-24 parametri

Configurazioni	$F_c + F_f + F_p$
12 - 12 - 1	100
12 - 24 - 1	100
12 - 32 - 1	100
12 - 48 - 1	100
24 - 24 - 1	100
24 - 32 - 1	100
24 - 48 - 1	99
24 - 64 - 1	99

Warsaw University of Technology Success Rate (%)
Favourable {Short, Short Spiral}
Unfavourable {Snarled}

Velocità $V_{c1} + V_{c2} / F_c, F_f, F_p / 4-8-16$ parametri

Configurazioni	F_c	F_f	F_p
4 - 4 - 1	84	90	87
4 - 8 - 1	83	82	93
4 - 16 - 1	92	91	93
8 - 8 - 1	84	99	99
8 - 16 - 1	95	100	99
8 - 32 - 1	94	99	99
16 - 16 - 1	91	98	98
16 - 32 - 1	89	99	99
16 - 64 - 1	92	99	98

Velocità $V_{c1} + V_{c2} / F_c + F_f + F_p / 12-24$ parametri

Configurazioni	$F_c + F_f + F_p$
12 - 12 - 1	100
12 - 24 - 1	100
12 - 32 - 1	10
12 - 48 - 1	99
24 - 24 - 1	98
24 - 32 - 1	97
24 - 48 - 1	100
24 - 64 - 1	100

University of Kentucky Success Rate (%) Singole Forme del Truciolo (Snarled, Long, Loose, Short)

Velocità V_{c1} / F_c , F_f , F_p / 4-8-16 parametri

Configurazioni	F_p	F_f	F_c
4 - 4 - 1	85	85	92
4 - 8 - 1	74	79	83
4 - 16 - 1	64	78	67
8 - 8 - 1	74	85	81
8 - 16 - 1	76	84	86
8 - 32 - 1	75	72	75
16 - 16 - 1	71	73	73
16 - 32 - 1	65	78	76
16 - 64 - 1	65	75	73

Velocità V_{c1} / $F_c + F_f + F_p$ / 12-24 parametri

Configurazioni	$F_c + F_f + F_p$
12-12-1	94
12-24-1	98
12-32-1	91
12-48-1	90
24-24-1	100
24-32-1	99
24-48-1	99
24-64-1	98

University of Kentucky Success Rate (%) Singole Forme del Truciolo (Snarled, Long, Loose, Short)

Velocità V_{c2} / F_c , F_f , F_p / 4-8-16 parametri

Configurazioni	F_p	F_f	F_c
4-4-1	80	78	88
4-8-1	82	80	85
4-16-1	70	73	86
8-8-1	74	93	75
8-16-1	76	84	77
8-32-1	75	76	79
16-16-1	76	81	80
16-32-1	69	83	86
16-64-1	69	71	87

Velocità V_{c2} / $F_c + F_f + F_p$ / 12-24 parametri

Configurazioni	$F_c + F_f + F_p$
12-12-1	94
12-24-1	100
12-32-1	97
12-48-1	90
24-24-1	100
24-32-1	99
24-48-1	99
24-64-1	98

University of Kentucky Success Rate (%) Singole Forme del Truciolo (Snarled, Long, Loose, Short)

Velocità V_{c3} / F_c , F_f , F_p / 4-8-16 parametri

Configurazioni	F_p	F_f	F_c
4-4-1	80	88	88
4-8-1	93	95	91
4-16-1	85	92	89
8-8-1	87	93	82
8-16-1	87	90	84
8-32-1	85	88	85
16-16-1	89	77	88
16-32-1	92	77	90
16-64-1	86	94	87

Velocità V_{c3} / $F_c + F_f + F_p$ / 12-24 parametri

Configurazioni	$F_c + F_f + F_p$
12-12-1	98
12-24-1	96
12-32-1	100
12-48-1	95
24-24-1	94
24-32-1	97
24-48-1	95
24-64-1	96

University of Kentucky Success Rate (%)
Singole Forme del Truciolo
(Snarled, Long, Loose, Short)

Velocità $V_{c1} + V_{c2} + V_{c3}$ / F_c, F_f, F_p / 4-8-16 parametri

Configurazioni	F_p	F_f	F_c
4 – 4 – 1	92	91	89
4 – 8 – 1	86	92	87
4 – 16 – 1	92	84	93
8 – 8 – 1	96	96	94
8 – 16 – 1	83	90	93
8 – 32 – 1	88	87	92
16 – 16 – 1	91	74	86
16 – 32 – 1	74	70	89
16 – 64 – 1	75	75	78

Velocità $V_{c1} + V_{c2} + V_{c3}$ / $F_c + F_f + F_p$ / 12-24 parametri

Configurazioni	$F_c + F_f + F_p$
12 – 12 – 1	100
12 – 24 – 1	98
12 – 32 – 1	96
12 – 48 – 1	95
24 – 24 – 1	97
24 – 32 – 1	99
24 – 48 – 1	98
24 – 64 – 1	96

University of Kentucky Success Rate (%)
Favourable {Loose, Short}
Unfavourable {Snarled, Long}

Velocità V_{c1} / F_c , F_f , F_p / 4-8-16 parametri

Configurazioni	F_p	F_f	F_c
4 - 4 - 1	77	70	70
4 - 8 - 1	73	76	69
4 - 16 - 1	72	76	69
8 - 8 - 1	82	98	92
8 - 16 - 1	93	72	89
8 - 32 - 1	78	73	70
16 - 16 - 1	82	79	72
16 - 32 - 1	77	81	83
16 - 64 - 1	72	77	84

Velocità V_{c1} / $F_c + F_f + F_p$ / 12-24 parametri

Configurazioni	$F_c + F_f + F_p$
12-12-1	89
12-24-1	93
12-32-1	91
12-48-1	90
24-24-1	100
24-32-1	88
24-48-1	85
24-64-1	86

University of Kentucky Success Rate (%)
Favourable {Loose, Short}
Unfavourable {Snarled, Long}

Velocità V_{c2} / F_c , F_f , F_p / 4-8-16 parametri

Configurazioni	F_p	F_f	F_c
4-4-1	96	77	80
4-8-1	97	75	76
4-16-1	89	72	76
8-8-1	83	75	76
8-16-1	79	72	76
8-32-1	75	63	74
16-16-1	83	84	72
16-32-1	79	80	72
16-64-1	80	82	73

Velocità V_{c2} / $F_c + F_f + F_p$ / 12-24 parametri

Configurazioni	$F_x+F_y+F_z$
12-12-1	98
12-24-1	98
12-32-1	99
12-48-1	85
24-24-1	88
24-32-1	87
24-48-1	97
24-64-1	98

University of Kentucky Success Rate (%)
Favourable {Loose, Short}
Unfavourable {Snarled, Long}

Velocità V_{c3} / F_c , F_f , F_p / 4-8-16 parametri

Configurazioni	F_p	F_f	F_c
4-4-1	78	70	72
4-8-1	77	75	74
4-16-1	77	76	75
8-8-1	77	90	87
8-16-1	78	85	73
8-32-1	79	85	77
16-16-1	87	90	80
16-32-1	84	87	70
16-64-1	83	84	82

Velocità V_{c3} / $F_c + F_f + F_p$ / 12-24 parametri

Configurazioni	$F_c + F_f + F_p$
12-12-1	95
12-24-1	95
12-32-1	94
12-48-1	92
24-24-1	100
24-32-1	92
24-48-1	95
24-64-1	91

IV.12 Conclusioni

Warsaw University of Technology

Dai risultati ottenuti con le due tipologie di addestramento delle reti neurali artificiali che identificano la singola forma del truciolo (**Snarled, Short, Short Spiral**) e le forme del truciolo favorevoli e sfavorevoli (**Unfavourable = {Snarled}; Favourable = {Short, Short Spiral}**) elencati nelle tabelle del Success Rate (SR) si può notare che l'identificazione della forma del truciolo:

1. non migliora se si considerano le due velocità di taglio in modo combinato ($\mathbf{V}_{c1} + \mathbf{V}_{c2}$) rispetto due velocità di taglio considerate singolarmente ($\mathbf{V}_{c1}; \mathbf{V}_{c2}$); infatti, le classificazioni errate non sono ridotte rispetto al caso delle velocità singole sia per le tre componenti delle forza considerate singolarmente ($\mathbf{F}_c, \mathbf{F}_f, \mathbf{F}_p$) sia per l'integrazione delle tre componenti della forza di taglio ($\mathbf{F}_c + \mathbf{F}_f + \mathbf{F}_p$)
2. migliora integrando le tre componenti della forza di taglio ($\mathbf{F}_c + \mathbf{F}_f + \mathbf{F}_p$) rispetto alle tre componenti delle forza considerate singolarmente ($\mathbf{F}_c, \mathbf{F}_f, \mathbf{F}_p$); infatti, i casi di classificazione errate sono ridotti rispetto a quelli ottenuti con le singole componenti della forza sia per le due velocità di taglio considerate in modo combinato ($\mathbf{V}_{c1} + \mathbf{V}_{c2}$) sia per le due velocità di taglio considerate singolarmente ($\mathbf{V}_{c1}; \mathbf{V}_{c2}$)

Questi risultati valgono sia per l'identificazione della singola forma del truciolo (**Snarled, Short, Short Spiral**) e sia per l'identificazione delle forme del truciolo favorevoli e sfavorevoli (**Unfavourable = {Snarled}; Favourable = {Short, Short Spiral}**).

Dal punto 1) e 2) deriva che l'effetto sinergico dell'integrazione delle tre componenti della forza di taglio ($\mathbf{F}_c + \mathbf{F}_f + \mathbf{F}_p$) produce dei success rate più elevati del massimo success rate per ogni singola componente della forza.

E' importante osservare che l'uso di un insieme di addestramento che contiene tutte le condizioni di lavorazione (insieme di addestramento di $\mathbf{V}_{c1} + \mathbf{V}_{c2}$) riduce il success rate sia per le singole componenti della forza di taglio ($\mathbf{F}_c, \mathbf{F}_f, \mathbf{F}_p$) sia per l'integrazione delle tra componenti della forza di taglio ($\mathbf{F}_c + \mathbf{F}_f + \mathbf{F}_p$).

University of Kentucky

Dai risultati ottenuti con le due tipologie di addestramento delle reti neurali artificiali che identificano la singola forma del truciolo (**Snarled, Long, Loose, Short**) e le forme del truciolo favorevoli e sfavorevoli (**Unfavourable = {Snarled, Long}; Favourable = {Loose, Short }**) elencati nelle tabelle del Success Rate (SR) si può notare che l'identificazione della forma del truciolo:

1. migliora integrando le tre componenti della forza di taglio ($\mathbf{F}_c + \mathbf{F}_f + \mathbf{F}_p$) rispetto alle tre componenti delle forza considerate singolarmente ($\mathbf{F}_c, \mathbf{F}_f, \mathbf{F}_p$); infatti, le classificazioni errate sono notevolmente ridotte rispetto a quelli ottenuti con le singole componenti della

forza sia per le due velocità di taglio considerate in modo combinato ($V_{c1} + V_{c2} + V_{c3}$) sia per le tre velocità di taglio considerate singolarmente (V_{c1} ; V_{c2} ; V_{c3})

2. migliora soltanto di poco se si considerano le tre velocità di taglio in modo combinato ($V_{c1} + V_{c2} + V_{c3}$) rispetto tre velocità di taglio considerate singolarmente (V_{c1} ; V_{c2} ; V_{c3}); infatti, le classificazioni errate sono un pò ridotte rispetto al caso delle velocità singole sia per le tre componenti delle forza considerate singolarmente (F_c , F_f , F_p) sia per l'integrazione delle tre componenti della forza di taglio ($F_c + F_f + F_p$)

Questi risultati valgono sia per l'identificazione della singola forma del truciolo (Snarled, Long, Loose, Short) e sia per l'identificazione delle forme del truciolo favorevoli e sfavorevoli (Unfavourable = {Snarled, Long}; Favourable = {Loose, Short }).

Dal punto 1) e 2) deriva che l'effetto sinergico dell'integrazione delle tre componenti della forza di taglio ($F_c + F_f + F_p$) produce dei success rate più elevati del massimo success rate per ogni singola componente della forza.

Confronto tra Warsaw University of Technology e University of Kentucky

Confrontando i risultati ottenuti mediante l'utilizzo di reti neurali artificiali supervisionate, identificando sia la singola forma del truciolo e sia le forme del truciolo favorevoli e sfavorevoli, applicate ai dati sperimentali del **Warsaw University of Technology** e ai dati sperimentali del **University of Kentucky** si può concludere che:

1. l'identificazione della forma del truciolo, sia nel caso delle singole forme del truciolo sia nel delle forme del truciolo favorevoli e sfavorevoli, migliora integrando le tre componenti della forza di taglio ($F_c + F_f + F_p$) rispetto alle tre componenti delle forza considerate singolarmente (F_c , F_f , F_p); infatti, le classificazioni errate sono notevolmente ridotte rispetto a quelli ottenuti con le singole componenti della forza sia per le velocità di taglio considerate in modo combinato sia per le velocità di taglio considerate singolarmente. Ciò avviene sia nel caso dei dati sperimentali provenienti dal **Warsaw University of Technology** e sia nel caso dei dati sperimentali del **University of Kentucky**
2. si ha, invece, un comportamento diverso se si considerano le singole velocità oppure le velocità in modo combinato:
 - Per **University of Kentucky**: il success rate cresce se l'insieme di addestramento è dato da tutte le condizioni di lavorazione cioè se si considera l'insieme di addestramento di $V_{c1} + V_{c2} + V_{c3}$
 - Per **Warsaw University of Technology** accade il contrario. Se l'insieme di addestramento è dato da tutte le condizioni di lavorazione cioè se si considera l'insieme di addestramento di $V_{c1} + V_{c2}$ il success rate si riduce sia per le singole componenti della forza di taglio sia per l'integrazione delle tre componenti della forza di taglio

Bibliografia

Capitolo I

- [1] Ahmed, N., Rao, K. K., 1975, Orthogonal Transforms for Digital Processing, Springer-Verlag, New York.
- [2] Ayres, R. U., 1988, Complexity, Reliability and Design: Manufacturing Implication, Manufacturing Review, 1(1), March: 27.
- [3] Balakrishnan, P., Trabelsy, H., Kannatey-Asibu, E., Emel, E., 1989, A Sensor Fusion Approach to Cutting Tool Monitoring, Proc. 15th NSF Conf. on Production Research and Technology, SME, University of California, Berkeley: 101-108.
- [4] Chiu, S. L., Morley, D. J., Martin, J. F., 1987, Sensor Data Fusion on a Parallel Processor, Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, Raleigh, NC: 1629-1633.
- [5] Devijver, P. A., Kittler, J., 1983, Pattern recognition – A Statistical Approach, Prentice Hall, New Jersey.
- [6] Dornfeld, D. A., 1987, Intelligent Sensors for Monitoring Untended Manufacturing, Proc. 2nd Int. Machine Tool Research Forum, NMBTA, Chicago, IL, Sept.
- [7] Duda, R. O., Hart, P. E., 1973, Pattern Classification and Scene Analysis, J. Wiley & Son, New York.
- [8] Fu, K.S., 1974, Syntactic Methods in Pattern Recognition, Academic Press, New York.
- [9] Goldberg, D. E., 1989, Genetic Algorithms in Search, Optimisation, and Machine Learning, Addison-Wesley, NY.
- [10] Ito, Y., 1988, Conceptualizing the Future Factory System, Manufacturing Review, 1(4), Dec.:252-258.
- [11] Kirl, G. J., Folger, T. A., 1988, Fuzzy Sets Uncertainty and Information, Prentice-Hall, Engelwood-Cliffs, NJ.
- [12] Martin, P., Mutels, B., Drapier, J., 1974, Influence of Lathe Tool Wear on the Vibration Sustained in Cutting, Proc. of the 15th MTDR Conf., Birmingham, USA: 251-257.
- [13] Matsushima, K., Sata, T., 1980, Development of the Intelligent Machine Tool, J. Faculty of Engineering, University of Tokyo (B), 35/3: 395-405.
- [14] Michlaski, R.S., Carboneel, J.G., Mitchell, T.M., 1983, Machine Learning: An Artificial Intelligence Approach, Tioga, Palo Alto, CA.

- [15] Middelhock, S., Hoogerwerf, A. C., 1985, IEEE Transducer '85 Digest: 2-7.
- [16] Miller, R. G., 1962, Statistical Prediction by Discriminant Analysis, Meteorological Monographs, 4/25, Oct.
- [17] Nilsson, N. J., 1965, Learning Machines: Foundation of Trainable Pattern-classifying Systems, Mac Graw-Hill, New York.
- [18] Pao, Y. H., 1989, Adaptive Pattern Recognition and Neural Network, Addison-Wesley, Reading, MA.
- [19] Rosenblatt, F., 1962, Principles of Neurodynamics: Perceptrons and the Theory of Brain Mechanism, Spartan, New York.
- [20] Rumelhart, D., McClelland, J., 1986, Parallel Distributed, vol. 1, MIT Press, Cambridge, MA.
- [21] Sata, T., Matsushima, K., Nakagura, T., Kono, E., 1973, Learning and Recognition of the Cutting States by Spectrum Analysis, Annals of the CIRP, 22/1:41-42.
- [22] Shaffer, G., 1983, Sensors: the Ears and Eyes of CIM, American Machinist, Special Report, July: 765.
- [23] Simon, J.C., 1986, Patterns and Operators: The Foundation of Data Representation, McGraw-Hill, New York.
- [24] Sutton, G., Machine Tool Task Force Study, 1980, Technology of Machine Tools, Lawrence Livermore National Laboratory, Livermore, CA, UCLR-52960, Oct.
- [25] Teti, R., Kumara, S.R.T., 1997, Intelligent Computing Methods for Manufacturing Systems, Annals of CIRP, Vol. 46/2: 629-652.
- [26] Tou, J.T., Gonzalez, 1974, Pattern Recognition Principles, Addison-Wesley, Reading, MA.
- [27] Ullman, J.R., 1973, Pattern Recognition Techniques, Butterworths, London.
- [28] Whitney, A., 1971, A Direct Method of Non-Parametric Measurement Selection, IEEE Trans. on Computers, 20:1100-1103.
- [29] Wright, P. K., Bourne, D. A., 1988, Manufacturing Intelligence, Addison – Wesley, Reading, MA.

Capitolo II

- [30] Aho, A.V., Hopcroft J.E., Ullman, J.D., 1974, The Design and Analysis of Computer Algorithms, Addison-Wesley.
- [31] Almeida, L. B., 1988, Backpropagation in Perceptron with Feedback, NATO ASI Series 1, Vol. F41 Neural Computers Springer-Verlag.
- [32] Denker, J.S., 1986, Neural Network Models of Learning and Adaptation, Physica Vol.2D: 216-232.
- [33] Fahlman, S.E., Hinton, G.E., 1987, Connectionist Architectures for Artificial Intelligence. IEEE Computer, Gennaio 1987:100-109.
- [34] Hebb, D. O., 1949, The Organization of Behavior, Wiley, New York.
- [35] Hertz, J., Krogh, A., Palmer, R. G., 1991, Introduction to the Theory of Neural Computation, Addison-Wesley, Redwood City.
- [36] Hopfield, J.J., 1982, Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities, Proc. Natl. Acad. Sci. 179, p. 2554.
- [37] Hopfield, J.J., 1985, Physics, biological Computation and Complementarity, Proceedings of Niels Bohr Centenary Symposium, Copenhagen.
- [38] Hopfield, J.J., 1986, Computing with Neural Circuit: A Model, Science, 233:625-633.
- [39] Kohonen, T., 1988, An Introduction to Neural Computing, Neural Networks, Vol. 1.:3-16.
- [40] Kohonen, T., 1999, Self-Organizing Maps, Springer, Berlin & Heidelberg.
- [41] Lippmann, R. P., 1987, An Introduction to Computing with Neural Nets, IEEE ASSP Magazine:4-22.
- [42] Masters, T., 1993, Practical Neural Network Recipes in C++, Academic Press, San Diego, CA.
- [43] McCulloch, W.S., Pitts, W., 1943, A logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity, Bulletin of Mathematical Biophysics, Num. 5:115-133.
- [44] McNaughton, R., 1982, Elementary Computability, Formal Languages and Automata, Prentice Hall International.
- [45] Merkl, D., Rauber, A., 1997, Alternative Ways for Cluster Visualization in Self-Organizing Maps, Workshop on Self-Organizing Maps – WSOM '97, Espoo, June 4-6: 106-111.

- [46] Minsky, M., Papert, 1969, *Perceptron: An Introduction to Computational Geometry*, MIT Press, Cambridge, MA.
- [47] Rich, E., Knight, K., 1991, *Artificial Intelligence*, Mac-Graw-Hill.
- [48] Roseblatt, F., *The Perceptron: a Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain*, *Psychological Review*, 65: 386-408.
- [49] Rumelhart, D. E., Hinton, G., Williams, R.J., 1986, *Learning Representations by Back-propagating Errors*, *Nature* Vol. 323.
- [50] Rumelhart, D. E., McClelland, J. L., 1989, *Exploration in Parallel Distributed Processing*, The MIT Press, Cambridge.
- [51] Russell, S.T., Norvig, P. 1995, *Artificial Intelligence. A Modern Approach*, Prentice-Hall Inc. Englewood Cliffs, New Jersey.
- [52] Sejnowsky, T. J., 1988, *Neural Network Learning Algorithms*, NATO ASI Series, Vol. F41, Springer-Verlag, Berlin.
- [53] Takeda, M., Goodman, J. W., 1986, *Neural Networks for Computation: Number Representations and Programming Complexity*, *Applied Optics*, Vol. 25, Num. 18: 3033-3046.
- [54] Turing, A., 1936, *On Computable Numbers, with An Application to the Entscheidungs Problem*, *Proceedings of the London Mathematical Society*, N. 2 Vol XLII.
- [55] Von Neumann, J., 1945, *EDVAC (Electronic Discrete Variable Computer) Case*, Princeton University.

Capitolo III

- [56] Baldeston, H. L., 1972, *The Broad Range Detection of Incipient Failure Using the Acoustic Emission Phenomena*, *Acoustic Emission*, ASTM STP 505: 297-317.
- [57] Bukkapatnam, S., et al., 1998, *Analysis of Acoustic Emission Signals in Machining*, to appear in *ASME Transactions on Manufacturing Science and Engineering*.
- [58] Byrne, G., Dornfeld, D., Inasaki, I., König, W., Teti, R., 1995, *Tool Condition Monitoring (TCM) - The Status of Research and Industrial Application*, *Annals of CIRP*, Vol. 44/2: 541-567.
- [59] Caprino, G., De Iorio, I., Nele, L., Santo, L., 1995, *Evaluation of Cutting Force in Orthogonal Cutting of Composites*, *II AITEM Conf.*, Padua, 19-20 Sept.: 385-394.

- [60] Chrissolouris, G., Guillot, M., Domroese, M., 1988, Sensor Integration for Tool Wear Estimation in Machining, Proc. Winter Annual Meeting of the ASME, Symp. on Sensors and Controls for Manufacturing: 115-123.
- [61] Cook, N., 1959, Self Excited vibration in Metal Cutting, J. of Engineering for Industry, Trans. of the ASME: 183-186.
- [62] Crivelli Visconti, I., Teti, R., Langone, V., 1980, Application of Acoustic Emission Techniques for the Investigation of the Mechanical Behaviour of GFRP Composite Materials, 3rd Int. Conf. On Comp. Mat. (ICCM-3), Paris, 26-29 Aug., 2: 944-958.
- [63] Dornfeld, D. A., 1979, An Investigation of Orthogonal Cutting via Acoustic Emission Signal Analysis, Proc. 7th NAMRC, University of Michigan, Ann Arbor: 270-274.
- [64] Dornfeld, D. A., 1984, The Role of Acoustic Emission in Manufacturing Process Monitoring, Proc. Conf. on Sensor Technology for Untended Manufacturing, 5-6 April 1984, Schaumburg, IL, USA, SME Technical Paper MS84-924.
- [65] Dornfeld, D. A., Lan, M. S., 1983, Chip Form Detection Using Acoustic Emission, Proc. 9th NAMRC, Univ. of Wisconsin, Madison: 386-389.
- [66] Dornfeld, D. A., Pan, C. S., 1985, Determination of Chip Forming States Using a Linear Discriminant Function Technique with Acoustic Emission, Proc. 13th NAMRC, SME, University of California, Berkeley, May: 285-303.
- [67] Emel, E., Kannatey-Asibu, E., 1986, Characterization of Tool Wear and Breakage by Pattern Recognition Analysis of Acoustic Emission Signals, Proc. 14th NAMRC, SME, University of Minnesota, Minneapolis: 266-272.
- [68] Emel, E., Kannatey-Asibu, E., 1998, Tool Failure Monitoring on Turning by Pattern Recognition Analysis and AE Signals, J. of Engineering for Industry, Trans. of the ASME, 110/2: 137-145.
- [69] Inasaki, I., Yonetsu, S., 1981, In-Process Detection of Cutting Tool Damage by Acoustic Emission Measurement, Proc. 22nd MTDR Conf.: 261-268.
- [70] Iwata, K., Moriwaki, T., 1977, An Application of Acoustic Emission Measurement to In-Process Sensing of Tool Wear, Annals of the CIRP, 26/1: 21-26.
- [71] Kakino, Y., Monitoring of Metal Cutting and Grinding Process by Acoustic Emission, J. of Acoustic Emission, Vol. 3, n. 3, July 1986: 108-116.
- [72] Kannatey-Asibu, E., Dornfeld, D. A., 1982, A Study of Tool Wear Using Statistical Analysis of Metal Cutting Acoustic Emission, Wear, 76/2: 247-261.
- [73] Kircheim, A., Cavalloni, C., Scheer, C., Hundt, W., 1995, In-Tool Acoustic Emission Sensor as Cutting Monitor in the MHz-Range, Proc. Sensor '95, May 9-11, Nürnberg.
- [74] Komanduri, R., 1997, Machinability of Fiber-Reinforced Composite, Int. J. on Machine Science and Technology, 1/1: 113-152.

- [75] Lee, C.S., Dornfeld, D.A., 1996, Design and Implementation of Sensor-based Tool-wear Monitoring Systems, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 10 (4): 328-347.
- [76] Micheletti, D. F., Konig, W., Victor, H.R., 1976, In Process Tool Wear Sensor for Cutting Operations, *Annals of CIRP*, 25, 2:483-496.
- [77] Moriwaki, T., 1983, Application of Acoustic Emission Measurement to Sensing of Wear and Breakage of Cutting Tool, *Bull, Japan Soc. of Prec. Eng.*, Vol. 17, n.3: 153-160.
- [78] Rangwala, S., 1988, Machine Process Characterization and Intelligent Tool Condition Monitoring Using Acoustic Signal Analysis, PhD Thesis, Dep. Mechanical Engineering, University of California at Berkeley, CA.
- [79] Reangwala, S., Dornfeld, D. A., 1987, Integration of Sensors via Neural Networks for Detection of Tool Wear States, *Proc. Winter Annual Meeting of the ASME, PED 25*: 109-120.
- [80] Teti, R., 1978, Introduzione all'Emissione Acustica, *La Meccanica Italiana*, n, 116, Marzo: 77-84.
- [81] Teti, R., 1988, Generazione dell'Emissione Acustica dai Processi di Taglio dei Metalli, *Rivista di Meccanica*, novembre, n. 918: 80-84.
- [82] Teti, R., 1989, Tool Wear Monitoring through Acoustic Emission, *Annals of CIRP*, Vol. 38/1: 99-102.
- [83] Teti, R., 1995, A Review of Tool Condition Monitoring Literature Data Base, *Annals of the CIRP*, 44/2: 659-666.
- [84] Teti, R., Buonadonna, P., 1999, Round Robin on Acoustic Emission Monitoring of Machining, *Annals of CIRP, Part 3, Int. Doc. & Rep.*: 47-69.
- [85] Teti, R., Buonadonna, P., 2000, Process Monitoring of Composite Materials Machining through Neural Networks, 2nd CIRP Int. Sem. on Intelligent Computation in Manufacturing Engineering - ICME 2000, Capri, 21-23 June: 377-382.
- [86] Teti, R., D'Addona, D., 2002, Selection of Optimum Neural Network Model for Hot Forging Material Behaviour Prediction, 3rd CIRP Int. Sem. on Intelligent Computation in Manufacturing Engineering - ICME 2002, Ischia, 3-5 July: 577-584.
- [87] Teti, R., Dornfeld, D. A., 1989, Modeling and Experimental Analysis of Acoustic Emission from Metal Cutting, *J. for Industrial Engineering, Trans. of ASME*, 111, Aug.: 229-237.
- [88] Teti, R., 1988, In-process Monitoring of Metal Cutting Conditions and Tool Wear using Acoustic Emission, *Review of Progress in Quantitative NDE*, Univ. of California San Diego, La Jolla, CA.

- [89] Teti, R., Nele, L., Buonadonna, P., 1999, Sensor Monitoring in the Machining of Composite Materials Based on Acoustic Emission, IV AITEM Conf., Brescia, 13-15 Sept.: 37-44.
- [90] Teti, R., Segreto, T., D'Addona, D., 2004, Unsupervised Neural Network Monitoring of Tool Wear in the Machining of Composite Materials, 4th CIRP Int. Sem. on Intelligent Computation in Manufacturing Engineering – CIRP ICME '04, Sorrento, 30 June - 2 July:362-36.
- [91] Tonshoff, H.K., Wulfesberg, J.P., Kals, H.J.J., König, W., 1998. Development and Trends in Monitoring and Control of Machining Process, Annals of CIRP, 37, 2:661-622.
- [92] Tukey, J.W., 1977, Exploratory Data Analysis, Addison-Wesley, Reading, MA.
- [93] Woulfe, M., Byrne, G., 1997, A Theoretical and Experimental Analysis of Acoustic Emission Applied to Monitoring Surface Quality in the Turning Process, The Second World Congress on Intelligent Manufacturing Processes and Systems, Budapest, June 10 - 13: 8-13.
- [94] Yu, Q. H., Hutton, D. V., 1988, Liquid-Coupled Acoustic Emission Measurement for Milling Operations, 16th NAMRC, Univ. of Illinois, Champaign, IL: 403-407.

Capitolo IV

- [95] Andreasen, J. L., De Chiffre, L., 1993, Automatic Chip-Breaking Detection in Turning by Frequency Analysis of Cutting Force, Annals of the CIRP, Vol. 42/1: 45-48.
- [96] Andreasen, J. L., De Chiffre, L., 1998, An Automatic System for Elaboration of Chip Breaking Diagrams, Annales of the CIRP, Vol. 47/1: 35-40.
- [97] Barry, J., Byrne, G., 2002, Chip Formation, Acoustic Emission and Surface Layers in Hard Machining, Annals of the CIRP, 51/1: 65-70.
- [98] Byrne, G., Dornfeld, D., Denkena, B., 2003, Advancing Cutting Technology, Annals of the CIRP, 52/2: 483-507.
- [99] Byrne, G., Dornfeld, D., Inasaki, I., Ketteler, G., Koenig, W., Teti, R., 1995, Tool Condition Monitoring: The Status of Research and Industrial Application, Annals of the CIRP, 44/2: 541-567.
- [100] Dornfeld, D.A. and Pan, C.S., 1985, A Study of Continuous/Discontinuous Chip Formation Using Acoustic Emission, J. Applied Metalwork, 4 (1):18-29.
- [101] Eriksson, L., Johansson, E., Kettaneh-Wold, N., Wold, S., 2001, Multi- & Megavariate Data Analysis: Principles & Applications, Umetrics Acad., Sweden.

- [102] Fahlman, S.E., Lebiere, C., 1990, An Empirical Study of Learning Speed in Back Propagation Networks, Carnegie Mellon Univ. Technical Report, CMU-CS: 88-162.
- [103] Fang, X.D., Fei, J., Jawahir, I.S., 1996, A Hybrid Algorithm for Predicting Chip-form/Chip Breakability in Machining, *Int. J. Machine Tools & Manufacture*, 36/10: 1093-1107.
- [104] ISO 3685: Tool-life testing with single-point turning tools. First ed. 1977, Annex G: 41.
- [105] Jawahir, I.S., van Luttervelt, C.A., 1993, Recent Developments in Chip Control Research and applications, *Annals of the CIRP*, 42/2: 659-693.
- [106] Jemielniak, K., Otman, O., 1998, Catastrophic Tool Failure Detection Based on AE Signal Analysis, *Annals of the CIRP*, 47/1: 31-34.
- [107] Jemielniak, K., Teti, R., Kossakowska, J., Segreto, T., 2006, Innovative signal processing for cutting force based chip form prediction, 2nd I*PROMS NoE Virtual International Conference on Intelligent Production Machines and Systems IPROMS 2006, 3-14 July, PID: 218420
- [108] Kim, J.H., Chang, H.K., Han, D.C., Jang, D.Y. / Oh, S.I., 2005, Cutting Force Estimation by Measuring Spindle Displacement in Milling Process, *Annals of the CIRP*, 54/1: 67-70.
- [109] Koenig, W., Kluft, W. and Wicklaus, R., 1980, Sensor zur automatischen Spanformererkennung bei der Drehbearbeitung, *Industrieanzeiger*, HGF 1321, Bericht 80/2 (1).
- [110] Koenig, W., Kutzner, K. and Schehl, U., 1991, Spanformererkennung beim Drehen - Überwachungssystem nutzt Körperschallsignale beim Spanbruch, *VID-Z*, 133 (N. 6):121-124.
- [111] Krause, W., et al., 1985, Infrarotsensor zur Spanbruchererkennung, *Feingerätetechnik*, Berlin, 3:99-100.
- [112] Moriwaki, T. and Mori, Y., 1992, Sensor Fusion for In-process Identification and Cutting Process Based on Neural Network Approach, *Proc. IMACS/SICE Int. Symp. on Robotics, Mechatronics and Manufacturing Systems*, Kobe, Japan:245-250.
- [113] Nakayama, K., 1984, Chip Control in Metal Cutting, *Bulletin JSPE*, 18 (2):97-103.
- [114] Rabiner, R.L., Shafer, R.W. (1978). *Digital Processing of Speech Signals*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ.
- [115] Santochi, M., Dini, G., Tantussi, G., 1997, A Sensor-Integrated Tool for Cutting Force Monitoring, *Annals of the CIRP*, 46/1: 49-52.
- [116] Segreto, T., Andreasen, J.L., De Chiffre, L., Teti, R., 2005, Chip Form Monitoring in Turning Based on NN Processing of Cutting Force Sensor Data, 1st Int. Virt. Conf. on IPROMS, 4-15 July: 609-614.

- [117] Spaans, C., 1970, A Systematic Approach to Three Dimensional Chip Curl, Chip Breaking and Chip Control, SME Paper, MR 70-241.
- [118] Spur, G., Druminski, R. and Mainusch, M., 1979, Automatisches Erkennen von gebrochenen und ungebrochenen Spanformen beim Drehen, HGF 1321 (59).
- [119] Stearns, S.D., Hush, D.R., 1990, Digital Signal Analysis, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ.
- [120] Sukvittayong, S. and Inasaki, I., 1991, Identification of Chip Form in Turning Process, ISME Series III, 34 (4):553-560.
- [121] Teti, R., Buonadonna, P., D'Addona, D., 2001, Chip Form Monitoring through Cutting Force Sensor Signal Processing, V AITEM Conf., Bari, 18-20 Sept.: 21-30.
- [122] Teti, R., Jawahir, I.S., Jemielniak, K., Segreto, T., Chen, S., Kossakowska, J., 2006, Chip Form Monitoring through Advanced Processing of Cutting Force Sensor Signals, CIRP Annals 2006, Vol. 55/1.
- [123] Trent, E.M., 1989, Metal Cutting, Butterworths, London.
- [124] Wickerhauser, M.V., 1991, Lectures on Wavelet Packet Algorithms, Lecture Notes, Dept. of Mathematics, Washington University, St. Louis.