

Dottorato di ricerca in Informatica
XXVII ciclo

Progetto di ricerca

Dottorando: Dott. Donato Barbuzzi

Tutor: Prof. Sebastiano Impedovo

Coordinatore

Prof. Donato Malerba

Firma del dottorando _____

Firma del tutor _____

1) Titolo della ricerca:

Sistemi multi-esperto: strategie di configurazione e addestramento

2) Area nella quale si inquadra la ricerca:

Pattern Recognition

3) Obiettivi della ricerca

Questo progetto di ricerca ha l'obiettivo di affrontare il problema della configurazione e dell'addestramento di sistemi multi-esperto e di proporre nuove soluzioni migliorative rispetto a quelle attualmente adottate. Partendo dall'analisi delle più recenti tecniche in letteratura saranno proposti nuovi approcci in grado di massimizzare le prestazioni dei sistemi multi-esperto mediante tecniche di configurazione automatica nonché di addestramento tramite tecniche avanzate di self-training e co-training.[1,2]

Particolare attenzione sarà posta allo sviluppo di approcci real-time con specifico riferimento a strategie basate sull'uso di feedback, in grado di supportare modelli di addestramento continuo nei quali i singoli classificatori potranno migliorare in tempo-reale la loro accuratezza dalle caratteristiche delle nuove istanze.[3,4,5]

Facendo sempre riferimento alla più avanzata letteratura nel settore, nell'ambito della ricerca sarà posto grande impegno alla definizione ed all'uso, laddove possibile, di indicatori analitici in grado di favorire sia lo studio teorico del comportamento dei sistemi multi-esperto che la generalizzabilità dei risultati sperimentali, al fine di fornire nuovi e più significativi modelli di riferimento per la progettazione e lo sviluppo di sistemi multi-esperto in diversi domini applicativi.

In questo progetto di ricerca i termini *classificatore* ed *esperto* saranno utilizzati come sinonimi senza alcuna distinzione.[6]

4) Motivazioni della ricerca

La combinazione dei classificatori è una strategia ampiamente diffusa per progettare sistemi di classificazione ad alte prestazioni.[7] Infatti il comportamento collettivo di un set di classificatori può trasmettere più informazioni di quelle di ogni singolo classificatore del set, e questa maggiore informazione può essere sfruttata allo scopo di una migliore classificazione.[8]

Ciò nonostante, le problematiche legate alla configurazione dei sistemi multi-esperto ed ai più efficaci approcci di addestramento sono ancora oggi poco studiate in letteratura. In generale infatti, le tecniche attuali non offrono soluzioni adattative in grado di supportare meccanismi evoluti di configurazione e di ri-configurazione automatica dei sistemi multi-esperto, né tantomeno supportano strategie di addestramento in grado di modificare il comportamento collettivo del sistema multi-esperto in funzione di variazioni nelle caratteristiche delle istanze in ingresso.

Questo aspetto risulta di particolare rilevanza in tutte quelle applicazioni dove il sistema di classificazione si trova a dover lavorare con flussi di dati provenienti da differenti sorgenti e con diverse caratteristiche. In queste condizioni è di fondamentale importanza dotare il sistema di strategie di ri-configurazione automatica real-time anche attraverso meccanismi di ri-addestramento continuo.

Partendo da questa considerazione la presente ricerca intende considerare un sistema multi-esperto come strumento innovativo di "instance selection", in grado quindi di filtrare le più opportune istanze da usare per modificare la conoscenza del sistema stesso adattandola al meglio alle variazioni delle istanze in ingresso. In tal senso la presente ricerca risulta proporre un nuovo scenario di investigazione sulle proprietà dei sistemi multi-esperto ed offrire nuovi strumenti di supporto alla progettazione ed allo sviluppo di sistemi di classificazione ad elevatissime prestazioni.[3,4,5]

5) Stato dell'arte

Nello stato dell'arte sono stati proposti vari approcci per la combinazione dei classificatori. Questi possono differire in termini di: tipo di combinazione degli output, topologia dell'intero sistema e grado di conoscenza a priori che essi usano.[7]

La combinazione degli output è molto studiata in letteratura. In particolare può essere suddivisa in due grandi categorie: pre-classification fusion e post classification fusion. [9]

La pre-classification fusion si riferisce alla combinazione delle informazioni prima dell'applicazione di qualsiasi classificatore o algoritmo di matching. Nella post-classification fusion, l'informazione è combinata dopo la classificazione dei singoli classificatori.

In questo progetto di ricerca, la fusione delle informazioni avverrà dopo la classificazione di ciascun esperto utilizzando delle regole fisse di combinazione.

Generalmente, la fusione delle informazioni può essere divisa in tre categorie base:

- combinazione abstract-level: usa il primo candidato fornito da ogni classificatore;
- combinazione ranked-level: usa l'intera lista dei candidati fornita da ogni classificatore;
- combinazione measurement-level: usa il valore di confidenza di ogni candidato nell'intera lista.[10,11]

L'integrazione delle informazioni a livello *abstract* può avvenire quando ciascun esperto fornisce in output il miglior candidato. Alcuni, tra i più diffusi metodi in letteratura, sono il Majority Vote, Behavior Knowledge Space (BKS), Dempster Shafer, Weighted Majority Vote, e altri.[10,12,13]

Quando l'output di ogni classificatore è un sottoinsieme delle possibili decisioni, ordinate in ordine decrescente rispetto al valore di confidenza, la fusione può essere fatta a livello *rank*. Ho et al. [14] descrivono tre metodi per combinare i ranks ottenuti dai differenti esperti: Highest Rank, Borda Count e Logistic Regression.

Infine, quando il sistema restituisce in uscita tutte le possibili corrispondenze assegnando a ciascuna di essa un livello di confidenza (maching score) allora la combinazione delle informazioni può essere fatta a livello di *measurement*. In questo contesto, esistono due approcci per la fusione dei punteggi ottenuti dai differenti esperti. Un primo approccio consiste nel formulare un problema di classificazione, mentre l'altro approccio tratta la fusione degli score come un problema di combinazione. Nell'approccio di classificazione, un vettore di caratteristiche è costruito utilizzando gli score degli output dei singoli esperti; questo vettore di caratteristiche è poi classificato in una delle classi di output. In questo caso gli score degli output dei vari esperti possono essere non-omogenei (distanze o metriche di similarità, differenti range numerici, etc.) ed ai classificatori non è richiesta alcuna pre-elaborazione. Nell'approccio di combinazione, i singoli score sono combinati per generare un unico score normalizzato che sarà usato per prendere la decisione finale. Per assicurare una combinazione significativa dei diversi score, questi devono essere prima trasformati in un comune dominio.[15,16]

Quest'ultimo approccio sarà utilizzato in questo lavoro. In particolare già Kittler et al [7] hanno sviluppato un framework teorico per fondere le evidenze ottenute dai sistemi multi-esperto usando schemi come: Sum Rule, Product Rule, Max Rule, Min Rule, Median Rule e altri. Al fine di impiegare questi schemi, gli score corrispondenti sono stati convertiti in probabilità a posteriore per pervenire la decisione finale di classificazione.

Per quanto riguarda la topologia dell'intero sistema, distinguiamo:

- topologia in parallelo: tutti gli output dei classificatori sono combinanti in parallelo (indipendentemente l'uno dall'altro);
- topologia in serie: i classificatori sono organizzati in cascata e l'output di ogni classificatore è l'input al classificatore successivo (eventualmente) della cascata;
- topologia ibrida: combinazione delle due precedenti topologie.

Infine, è possibile classificare i metodi di combinazione anche considerando il grado di conoscenza a priori di ciascun classificatore. Alcuni metodi non richiedono alcun tipo di informazione a priori sul set dei classificatori; altri metodi necessitano l'informazione a livello di ogni singolo classificatore, in altri casi i metodi di combinazione necessitano di informazione sul comportamento dell'intero set dei classificatori.[11]

Qualsiasi metodo di combinazione si consideri, performance migliori si ottengono dalla combinazione di differenti set di caratteristiche e differenti classificatori. [17,18,19,20]

Un set consistente di differenti classificatori può essere ottenuto nei seguenti modi:

- differenti set di caratteristiche;
- differenti algoritmi di classificazione;
- differenti scelte dei parametri di classificazione;
- differenti architetture;
- differenti set di addestramento.

In particolare, con riferimento ai metodi di instance selection, in letteratura sono distinti in base al tipo di apprendimento: supervisionato e semi-supervisionato.

In apprendimento supervisionato tutti i dati dei set sono etichettati e dato un training set T , l'obiettivo dell'instance selection è ottenere un sottoinsieme $S \subset T$ tale che S non contenga istanze superflue e $Acc(S) \cong Acc(T)$ dove $Acc(X)$ è l'accuratezza di classificazione ottenuta usando X come training set (da ora in poi S sarà utilizzato per indicare il sottoinsieme selezionato). I metodi di instance selection possono iniziare o con $S=\emptyset$ (metodo incrementale) o $S=T$ (metodo decrementale). La differenza è che i metodi incrementali includono le istanze in S durante il processo di selezione e i metodi decrementali rimuovono le istanze da S durante la selezione.

Come nella selezione di caratteristiche, in accordo alle strategie usate per la selezione delle istanze, possiamo dividere i metodi di instance selection in due gruppi:

- *Wrapper*. Il criterio di selezione è basato sull'accuratezza ottenuta dai classificatori (comunemente, quelle istanze che non contribuiscono con la precisione di classificazione sono scartate dal training set).
- *Filter*. Il criterio di selezione usato è una funzione di selezione che non è basato su un classificatore.

Sono riportati in Fig. 1 i metodi di instance selection in apprendimento supervisionato.[21]

Method	Kind	Based on	Reference
CNN	W	Misclassification	Hart 1968
SNN	W	Misclassification	Ritter et al. 1975
GCNN	W	Misclassification, <i>absorption</i>	Chien-Hsing et al. 2006
ENN	W	Misclassification	Wilson 1972
All k-NN	W	Misclassification	Tomek 1976
Multiedit	W	Misclassification	Devijver and Kittler 1980
IB	W	Misclassification	Aha et al. 1991
DROP	W	<i>Associates</i>	Wilson and Martínez 2000
ICF	W	<i>Reachable, Coverage</i>	Brighton and Mellish 2002
SV-kNNC	W	SVM, k-means	Srisawat et al. 2006
Evolutionary algorithms	W	Natural evolution	Kuncheva 1995, 1997; Kuncheva and Bezdek 1998; Bezdek and Kuncheva 2001; Cano et al. 2003
Memetic algorithms	W	Evolutionary algorithms, local search	García et al. 2008
CSA	W	Artificial immune systems	Garain 2008
TS	W	Tabu search	Cerverón and Ferri 2001; Zhang and Sun 2002
BSE, RFOS	W	Sequential search	Olvera-López et al. 2005, 2007a,b
POP	F	<i>Weakness</i> , border instances	Riquelme et al. 2003
POC-NN	F	Opposite class means, border instances	Raicharoen and Lursinsap 2005
kd-trees	F	kd-trees	Narayan et al. 2006
GCM	F	Clustering	Mollineda et al. 2002
NSB	F	Clustering	Venmann and Reinders 2005
CLU	F	Clustering, interior instances	Lumini and Nanni 2006
OSC	F	Clustering, border and interior instances	Olvera-López et al. 2007a,b
WP	F	Instance weight	Paredes and Vidal 2000
PSR	F	Instance relevance	Olvera-López et al. 2008

Fig. 1. Caratteristiche dei metodi di instance selection

In apprendimento semi-supervisionato non tutti i dati sono etichettati e quelli non etichettati sono utilizzati per migliorare le performance dei classificatori quando la quantità dei dati etichettati di training è piccola. In uno scenario di apprendimento semi-supervisionato sono forniti due set di dati: un set di istanze di training etichettate L e un set di istanze non etichettate U . In questo contesto, è stata sviluppata una buona ricerca e sono stati comparati vari algoritmi. Tra essi il Self-training e il Co-training rappresentano due comuni algoritmi.

Il Self-training lavora nel seguente modo: Un classificatore è addestrato considerando il set L ed è usato per predire istanze non etichettate in U . Allora le m istanze in U che il classificatore attuale classifica con un'alta confidenza vengono etichettate e spostate per ingrandire L . L'intero processo si ripete fino a fermarsi.

Il Co-training lavora in un modo simile eccetto che è un metodo di apprendimento da due punti di vista. Inizialmente, il set delle caratteristiche (view) è partizionato in due sub-set a condizione che siano indipendenti (sub-views). Considerando ciascuna sub-view, è costruito un classificatore addestrato con i dati etichettati e poi è usato per predire le etichette delle istanze non etichettate. Un certo numero di istanze non etichettate che il classificatore ha classificato con alta confidenza sono etichettate e spostate per estendere i dati etichettati dell'altro classificatore. Allora i due classificatori sono ricostruiti dai loro corrispondenti dati etichettati aggiornati, rispettivamente.

Il processo itera fino a fermarsi. In altre parole, nel co-training, si usa iterativamente e alternativamente un classificatore per aiutare ad "addestrare" un altro classificatore.

Il criterio di stop nel self-training e co-training è che, o non ci sono più istanze non etichettate o il massimo numero di iterazioni è stato raggiunto.

Ci sono due assunzioni nel co-training per assicurare una buona performance: ogni sub-view è sufficiente per costruire un buon classificatore; e due sub-views sono condizionatamente indipendenti l'uno dall'altra data la classe. Le due assunzioni possono essere violate nelle applicazioni del mondo reale. In alcuni studi si afferma che il co-training funziona ancora o quando il set degli attributi è casualmente diviso in due sub-set separati o quando conservando lo stesso set di caratteristiche si hanno due differenti riconoscitori con proprio bias, anche se le prestazioni sono inferiori rispetto alla suddivisione delle caratteristiche in modo indipendente.[22,1,2]

6) Approccio al problema

La fusione delle informazioni può essere ottenuta in diversi modi[6]. La Fig. 2 delinea una gerarchia di diversi approcci per la costruzione di sistemi multi-esperto.

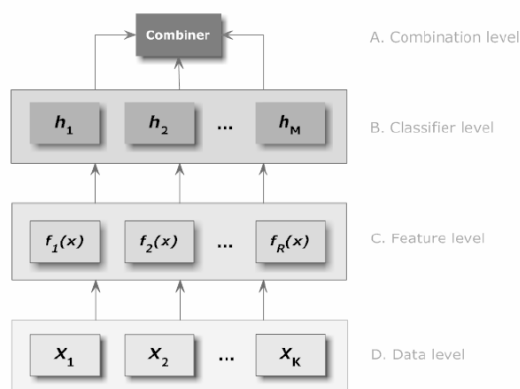


Fig. 2. Tassonomia della fusione di informazioni.

In particolare, lo schema in Fig. 2 si propone di impiegare e combinare dati eterogenei, caratteristiche e classificatori diversi. In base a questo schema il livello dei dati tende a combinare diversi insiemi di campioni per fornire, ad esempio, viste diverse dello stesso oggetto. Il livello basato sulle caratteristiche combina le uscite di diverse funzioni, come l'istogramma dei colori

piuttosto che le caratteristiche di una forma, etc. A tale proposito saranno studiati due scenari: fusione di classificazioni basate su rappresentazioni *distinte* e *identiche*. Per un sistema multi-esperto che utilizza rappresentazioni distinte nei singoli esperti, esistono vari metodi di combinazione delle informazioni come la Product Rule, Sum Rule, Max Rule, Majority Vote e Weighted Majority Vote che possono essere considerati casi speciali di classificazione composta. Invece, considerando rappresentazioni identiche o altamente correlate tra loro in uno specifico spazio delle caratteristiche, saranno impiegati altri metodi di combinazione per ottenere una migliore stima delle probabilità di classificazione a posteriori che altrimenti produrrebbe la stessa stima di probabilità a posteriori per classe. In particolare per ridurre gli errori nelle stime, gli output di classificazione dovrebbero essere mediati applicando una regola di combinazione media o mediana. In molte situazioni si vogliono combinare risultati di più classificatori che usano una rappresentazione identica per il dato pattern x . Un tipico esempio di questa situazione è l'uso dei classificatori k-NN che impiegano la stessa rappresentazione dei dati in input e vari nearest neighbours per ciascun singolo esperto.[23,24]

Infine, la combinazione a livello di classificatori si concentra sull'uso di alcuni classificatori eterogenei di base per creare uno schema di combinazione che mira a migliorare le performance rispetto al singolo algoritmo di classificazione.

E' dimostrato che non esiste alcuna regola di combinazione vincente in generale e che classificatori deboli così come set di feature correlate tra loro possono contenere informazioni preziose per il miglioramento delle prestazioni mediante approcci multi-esperto. Ovviamente la migliore performance è ottenuta combinando set di feature diverse e classificatori diversi.

Sotto queste assunzioni la presente ricerca intende considerare ogni livello come una black box, in cui differenti funzioni e metodi possono essere alternati in modo trasparente.

Più in generale, questa tassonomia sarà vista come un processo decisionale dal basso verso l'alto, da un basso livello di combinazione che coinvolge direttamente i dati grezzi provenienti da sensori, a una combinazione di alto livello di informazioni astratte. Il flusso dei dati attraverso i livelli sarà considerato come un fan-in-tree, così ogni passo fornirà una risposta al livello superiore ricevendo i dati di input da quelli precedenti. Particolare attenzione sarà posta nella progettazione di un'applicazione, per la combinazione dei dati, al fine di decidere a che livello deve effettivamente aver luogo la combinazione delle informazioni con riferimento a differenti scenari applicativi.

7) Ricadute applicative

La combinazione delle informazioni è un molto diffuso in letteratura: dagli anni '70, quando nacque negli Stati Uniti, attraverso gli anni '90 fino ai giorni nostri questo campo di ricerca è stato molto popolare grazie al suo polimorfismo, nonché ai vantaggi che fornisce.

Molti sistemi multi-esperto sono stati creati sia in ambito accademico che industriale. Si pensi ad esempio ai sistemi creati nell'ambito del "character recognition" ed in particolare per il riconoscimento dei numeri manoscritti.[25] A titolo esemplificativo basti pensare alle applicazioni OCR, quindi a tutti quei sistemi realizzati per il riconoscimento dei numeri nel campo dello smistamento postale, nell'elaborazione degli assegni bancari, nei moduli d'immissione dati, etc.[10] Per queste applicazioni l'accuratezza e la velocità di riconoscimento sono ampiamente dipendenti dalle caratteristiche estratte e dagli schemi di classificazione utilizzati.

Recentemente, oltre che al "character recognition" e ai sistemi più complessi di "word recognition", come ad esempio quei sistemi di riconoscimento automatico della scrittura indipendenti dallo scrittore, e quindi in grado di affrontare gli aspetti legati alla varietà stilistica; esistono molti sistemi multi-esperto impiegati nella campo della verifica biometrica.

Si pensi ad esempio ai sistemi per il riconoscimento della firma manoscritta, del parlato piuttosto che ai sistemi di riconoscimento facciale.[26]

Infine la combinazione dei classificatori trova ampio uso nei campi della computer vision, ed in particolare nei sistemi di video-sorveglianza automatizzata piuttosto che in ambito militare. Nel primo caso pensiamo, ad esempio, ad una stazione ferroviaria o ad un aeroporto ed a come, vista la

mole di persone in transito, il riconoscimento automatico di oggetti incustoditi possa essere cruciale per la sorveglianza. Nel secondo caso si pensi alla possibilità di avere visori che includono tracciamento automatico dei soggetti individuati e stime della distanza dall'osservatore.

Tuttavia l'argomento è ancora un campo di ricerca molto aperto e finora non esistono standard o linee guida per quel che riguarda la scelta del tipo di classificatore, né per la configurazione di un sistema multi-esperto. In genere l'approccio adottato finora è quello di valutare la tipologia di problema ed a utilizzare il tipo di classificatore più adatto, eventualmente anche adattandolo e ottimizzandolo con un processo di trial and error.

8) Riferimenti bibliografici

- [1] Volkmar Frinken, Andreas Fischer, Horst Bunke and Alicia Fòrnes, "Co-Training for Handwritten Word Recognition". Proceedings of 11th International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR 2011), pp. 314-318, IEEE computer society, 2011
- [2] Ajita Rattani; Gian Luca Marcialis; Fabio Roli, "Temporal Analysis of Biometric Template Update Procedures in Uncontrolled Environment". Proceedings of the 16th International Conference on Image Analysis and Processing (ICIAP 2011), pp. 595-604, Lecture Notes in Computer Science, 2011, Volume 6978/2011, Springer, 2011.
- [3] G. Pirlo, C.A. Trullo and D. Impedovo, "A feedback-based multi-classifier system". Proceedings of the 10th International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR 2009), pp. 713-717, IEEE Computer Society, 2009.
- [4] D. Impedovo and G. Pirlo, "Updating Knowledge in Feedback-based Multi-Classifer Systems". Proceedings of the 11th International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR 2011), pp. 227-231. IEEE Computer Society, 2011.
- [5] D. Barbuzzi, D. Impedovo and G. Pirlo "Feedback-based Strategies in Multi-Expert Systems". Proceedings of the Convegno Gruppo Italiano Ricercatori in Pattern Recognition (Convegno GIRPR 2012). In Press.
- [6] Ludmila I. Kuncheva. "Combining Pattern Classifiers: Methods and Algorithms". Wiley-Interscience, 2004.
- [7] J. Kittler, M. Hatef, R.P.W. Duin, J. Matias, "On combining classifiers", IEEE Trans. on Pattern Analysis Machine Intelligence, Vol.20, no.3, pp.226-239, 1998.
- [8] C.Y. Suen, J. Tan, "Analysis of errors of handwritten digits made by a multitude of classifiers", Pattern Recognition Letters, No. 3, Feb. 2005, pp. 369-379.
- [9] C. Sanderson, K.K. Paliwal, "Information fusion and person verification using speech and face information", Research Paper IDIAP-RR 02-33, IDIAP, September 2002.
- [10] Ley Xu, Adam Krzyzak, Ching Y-Suen, "Methods of Combining Multiple Classifiers and Their Applications to Handwriting Recognition", IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics- Vol. 22, N. 3, 1992, pp.418-435.
- [11] V. Di Lecce, G.Dimauro, A. Guerriero, S.Impedovo, G.Pirlo, A. Salzo, "Classifier Combination: the role of a-priori knowledge", Proc. of IWFHR-7, Sept. 2000, Amsterdam, The Netherlands, pp. 143-152.
- [12] L. Lam, C.Y. Suen, "Application of majority voting to pattern recognition: an analysis of its behavior and performance", IEEE Trans. Systems Man Cybernet. Part A: Systems Humans 27 (5) (1997) 553-568.
- [13] L. Lam, C.Y. Suen, "Optimal combination of pattern classifiers", Pattern Recogn. Lett. 16 (1995) 945-954.
- [14] T.K. Ho, J.J. Hull, S.N. Srihari, "Decision combination in multiple classifier systems", IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 16 (1) (1994) 66-75.
- [15] Anil Jain, Karthik Nandakumar, Arun Ross, "Score normalization in multimodal biometric systems", Pattern Recognition (vol. 38), pp. 2270 - 2285, Elsevier, 2005.
- [16] G. Pirlo et al., "Score Normalization by Dynamic Time Warping". In: Proc. IEEE CIMS 2010 International Conference on Computational Intelligence for Measurement Systems and Applications. Taranto, Sept. 6-8 - 2010
- [17] R.P.W. Duin., "The combining classifier: to train or not to train?", Proceedings of the 16th International Conference on Pattern Recognition (ICPR 2002), pp. 765-770, IEEE, 2002.
- [18] C.Y. Suen, J. Tan, "Analysis of errors of handwritten digits made by a multitude of classifiers", Pattern Recognition Letters, No. 3, Feb. 2005, pp. 369-379.
- [19] G.Dimauro, S.Impedovo, G.Pirlo, "Multiple Experts: A New Methodology for the Evaluation of the Combination Processes", IWFHR-5, Colchester, Uk, 1996, pp.131-136.
- [20] S. Impedovo and A. Salzo, "A new methodology for expert combination in multi-expert system designing". In Lecture Notes in Computer Science, (vol. 1857), J. Kittler and F.Roli Eds., MCS2000, Cagliari, Italy, pp.230-239.
- [21] J. Arturo Olvera-López J. Ariel Carrasco-Ochoa J. Francisco Martínez-Trinidad Josef Kittler, "A review of instance selection methods"; Artif Intell Rev (2010) 34, pp. 133-143

- [22] Yuanyuan Guo, Harry Zhang and Xiaobo Liu, "Instance Selection in Semi-supervised Learning", *Advances in Artificial Intelligence*, (vol. 6657), C. Butz and P. Lingras (Eds.), pp. 158-169, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2011.
- [23] J. Kittler, "Combining Classifiers: A Theoretical Framework", *Pattern Analysis and Applications 1* (1998), pp.18-27, Springer-Verlag London Limited, 1998.
- [24] R.P.W. Duin and D.M.J. Tax, "Experiments with Classifier Combining Rules", in: J. Kittler, F. Roli (eds.), *Multiple Classifier Systems (Proc. First International Workshop, MCS 2000, Cagliari, Italy, June 2000)*, *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 1857, Springer, Berlin, 2000, 16-29.
- [25] C.-L. Liu, K. Nakashima, H. Sako, H. Fujisawa, *Handwritten digit recognition: Benchmarking of state-of-the-art techniques*, *Pattern Recognition*, 36(10): 2271-2285, 2003.
- [26] D. Impedovo, G. Pirlo and M. Refice, "Handwritten Signature and Speech: Preliminary Experiments on Multiple Source and Classifiers for Personal Identity Verification", *IWCF 2008*: 181-191, 2008

9) Fasi del progetto

Questo progetto di ricerca si articola nelle seguenti fasi:

Fase 1: Aggiornamenti sullo stato dell'arte.

Questa fase si può suddividere in due attività:

Attività 1.1: Aggiornamenti sullo stato dell'arte nel campo dei sistemi multi-esperto.

Si analizzeranno e si studieranno in modo approfondito le tecniche innovative per costruire sistemi performanti in termini di topologia del sistema, tecniche di classificazione e metodi di combinazione delle informazioni.

Attività 1.2: Aggiornamenti sullo stato dell'arte nel campo della instance selection.

Si analizzeranno e si studieranno in modo approfondito le nuove tecniche di instance selection in apprendimento supervisionato e semi-supervisionato.

Questa fase si protrarrà per tutta la durata del progetto allo scopo di essere costantemente a conoscenza degli avanzamenti prodotti nel settore dalla Comunità Scientifica Internazionale.

Fase 2: Ricerca e acquisizione dei database.

Questa fase si può suddividere in due attività.

Attività 2.1: Ricerca dei database per la valutazione di sistema multi-esperto.

Si individueranno alcuni database a livello internazionale, già utilizzati dalla comunità scientifica del Pattern Recognition. Si potrà far riferimento ad esempio ai seguenti database:

- CEDAR e MNIST per il riconoscimento dei caratteri;
- ETL, GPDS e MCYT-Signature per il riconoscimento delle firme;
- TIMIT per il riconoscimento del parlato;
- BioSecure per il riconoscimento di tratti biometrici come fingerprint, hand, iris, etc.

e altri disponibili in rete.

Attività 2.2: Analisi e acquisizione dei database scelti.

Considerando l'attività precedente, verranno analizzati e successivamente acquisiti i database per questo progetto di ricerca. In particolare verranno effettuate varie considerazioni sui database (es. scelta dei dati di training, validazione e test, analisi sulla correlazione delle caratteristiche, etc.).

Questa fase si protrarrà per 18 mesi allo scopo di valutare i database più adatti con riferimento ai diversi ambiti applicativi di interesse per la presente ricerca.

Fase 3: Realizzazione del sistema multi-esperto.

Questa fase si può suddividere in due attività.

Attività 3.1: Progettazione del sistema.

In questa attività sarà progettato il sistema multi-esperto. In particolare saranno considerati: il tipo di apprendimento (supervisionato o semi-supervisionato), la topologia del sistema e gli algoritmi di classificazione per ciascun esperto. Infine saranno valutati più schemi di

combinazione. Queste considerazioni sono in funzione dei database individuati nella fase precedente.

Attività 3.2: Implementazione del sistema.

In questa attività sarà implementato il sistema multi-esperto e il modulo di feedback per il ri-addestramento della base di conoscenza di eventuali esperti.

Questa fase si protrarrà per 21 mesi allo scopo di realizzare l'intero sistema multi-esperto compreso il modulo di feedback.

Fase 4: Validazione e verifica del sistema.

Questa fase è composta da una sola attività .

Attività 4.1: Validazione del sistema e verifica delle soluzioni rispetto a quelle della comunità scientifica internazionale.

Questa attività prevede la validazione del sistema e la verifica delle soluzioni ottenute considerando quelle dalla comunità scientifica rispetto al tema di ricerca proposto. In particolare verranno analizzati i risultati ottenuti dal sistema multi-esperto, con eventuale ri-addestramento basato sul feedback, e saranno comparati con altri approcci presenti in letteratura. Tutto ciò sarà finalizzato a mettere in luce i punti di forza e di debolezza del sistema così da proporre nuovi aggiornamenti all'implementazione.

Questa fase si protrarrà per 21 mesi allo scopo di comparare la soluzione ottenuta rispetto allo stato dell'arte.

Fase 5: Pubblicazione dei risultati

Questa fase è composta da una sola attività:

Attività 5.1: Diffusione dei risultati in atti nazionali/internazionali.

L'attività in questione è finalizzata alla diffusione dei risultati ottenuti. In particolare saranno realizzati articoli scientifici e pubblicati a conferenze nazionali/internazionali e/o riviste per la divulgazione dei risultati inerenti della ricerca.

La durata di questa fase è di 36 mesi.

Fase 6: Scrittura della tesi.

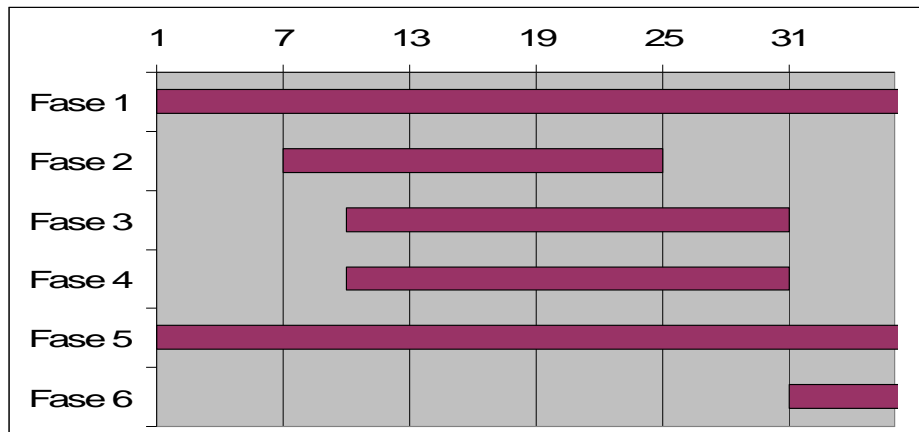
Questa fase è composta da una sola attività .

Attività 6.1: Scrittura della tesi di dottorato.

Questa attività prevede la scrittura della tesi di dottorato rispetto alla ricerca proposta. In particolare verranno analizzati tutti i risultati ottenuti attraverso le pubblicazioni scientifiche prodotte.

Si ritiene che questa fase avrà una durata di 6 mesi.

GANTT DELLE FASI PREVISTE



Gli strumenti che si adopereranno saranno principalmente database internazionali nel campo del Pattern Recognition e altri messi a disposizione su internet, il programma MATLAB e delle librerie ad esso interoperabile.

I risultati miliari attesi dal presente progetto sono sintetizzabili in tale modo:

Stato dell'arte nel campo dei sistemi multi-esperto e della instance selection.

Ricerca, analisi e acquisizione delle basi di dati.

Realizzazione del sistema multi-esperto e quindi del modulo per la selezione delle istanze, basata sul feedback.

Valutazione delle soluzioni ottenute.

Pubblicazione dei risultati prodotti.

Elaborazione della tesi di dottorato.

10) Valutazione dei risultati.

Le performance di riconoscimento, ottenute dal sistema multi-esperto, saranno confrontate con quelle conseguite da altre metodologie simili nella stessa comunità scientifica internazionale.

In particolare saranno confrontati:

- l'accuratezza di riconoscimento rispetto ad un database di riferimento;
- il numero di istanze selezionate rispetto alla totalità del nuovo set di dati disponibili.

Chiaramente, l'efficienza di un sistema multi-esperto dipende non solo dalla performance dei classificatori individuali ma anche dal comportamento collettivo dell'intero set dei classificatori.

Il metodo di combinazione dovrà essere in grado di superare la debolezza dei singoli classificatori nella specifica classificazione dei pattern, utilizzando l'abilità di altri classificatori nella classificazione dello stesso pattern. Quindi un metodo di combinazione non può essere utile se i classificatori individuali sono simili tra loro. A tale scopo sarà utilizzato uno stimatore (*Similarity Index*) che calcolerà l'indice di similarità tra gli esperti.

Relativamente a questo progetto di ricerca sono stati ottenuti i primi risultati sperimentali considerando il database internazionale CEDAR per il riconoscimento automatico dei numeri manoscritti. In particolare sono state confrontate tre strategie di feedback: ALL tutti i nuovi campioni sono stati introdotti per l'addestramento del sistema, C-FEED specifici campioni sono stati selezionati dai singoli esperti del sistema, ME-FEED determinate istanze sono state selezionate dal sistema multi-esperto per l'addestramento di specifici esperti. E' emerso che la strategia di feedback ME-FEED è migliore rispetto alle altre dipendentemente dallo schema di combinazione, così come dalla distribuzione dei dati.

Questi risultati sono stati valutati e pubblicati in varie conferenze nazionali/internazionali nella comunità scientifica del Pattern Recognition. [3,4,5]

11) Eventuali referenti esterni al Dipartimento

nessuno