

Università degli studi di Cassino e del Lazio Meridionale

Dipartimento di Ingegneria Elettrica e dell'informazione
Tesi di Laurea in Ingegneria Informatica e delle Telecomunicazioni



Analisi della grafia per la diagnosi del deterioramento cognitivo

Candidato:

Francesco Montanaro

0047928

Relatore:

Prof. Francesco Fontanella

Correlatore:

Prof. Mario Molinara

Deterioramento cognitivo

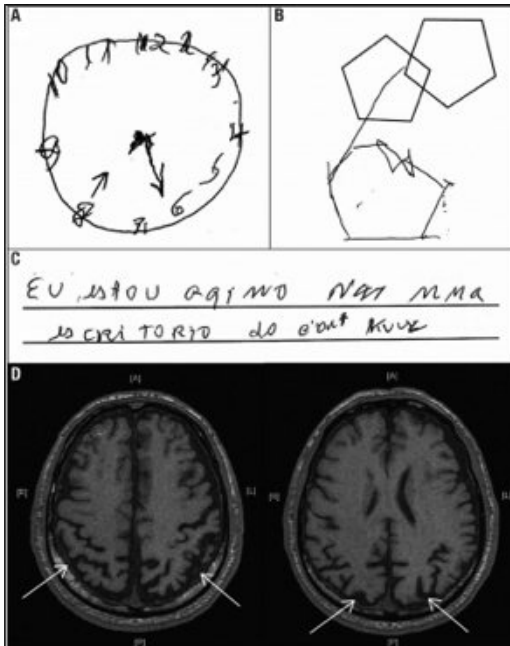


- Rappresenta una **patologia** legata a disturbi della memoria, dell'attenzione, del linguaggio e della programmazione motoria.
- Non esiste ad oggi **alcuna cura definitiva, ma soltanto trattamenti palliativi** mirati al mantenimento delle funzioni cognitive.
- Una **pronta diagnosi** potrebbe aumentarne considerevolmente l'efficacia.

Diagnosi



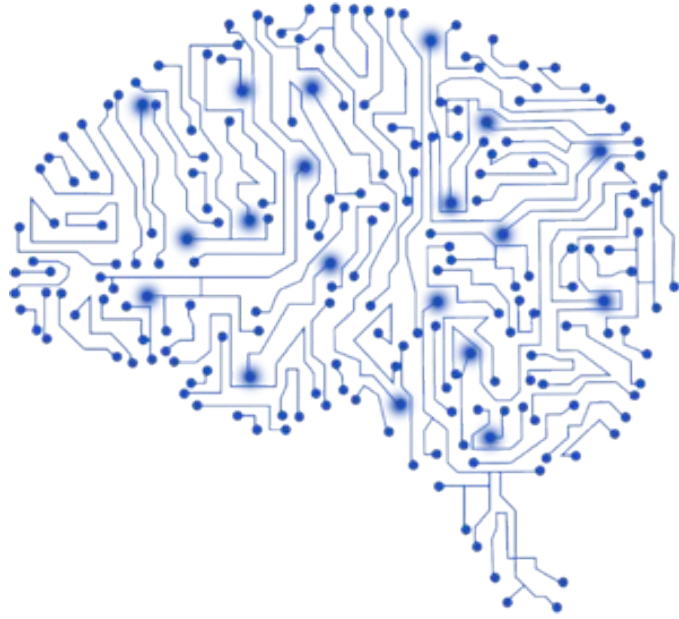
Attualmente la diagnosi è vincolata prevalentemente allo specialista che, interpretando i referti, estrae da essi **caratteristiche** che consentono di identificare la patologia.



- Questo tipo di approccio è estremamente oneroso in termini di **tempi e costi**.
- Con l'aumento dell'età media della popolazione, **si stima un incremento dei soggetti affetti dalla malattia**.

Appare dunque opportuno lo sviluppo di nuovi sistemi a supporto della diagnosi.

Obiettivo



Sfruttando come sintomo della malattia la **disgrafia** del paziente,

l'obiettivo è quello di applicare algoritmi di **Deep Learning** al problema della diagnosi di patologie neurodegenerative.

L'esito delle classificazioni eseguite dalle reti neurali ci consente di stabilire se l'approccio considerato rappresenta una giusta strada da seguire, per una **diagnosi preliminare** del disturbo.

Creazione del dataset



Il gruppo di ricerca ha sviluppato un protocollo sperimentale costituito da **25 esercizi (task) di scrittura a mano** da eseguire su fogli bianchi.

I fogli vengono posizionati su una **tavoletta grafica**, tipologia Wacom Bamboo folio, che **registra alcune caratteristiche legate alla dinamica della scrittura**: coordinate spaziali (x, y), pressione(z), movimenti in aria e sul foglio.

Sono stati dunque prelevati dati provenienti da **soggetti sani e malati**, raccolti in diverse strutture ospedaliere.



Ognuno dei task mira ad identificare alcuni degli aspetti più compromettenti del disturbo:

- **Task grafici:** testare l'abilità del paziente nel disegnare tratti elementari e complessi (Es. cerchi, linee, lettere, ecc.).
- **Task di copia diretta e inversa:** testare l'abilità del soggetto nel riprodurre gesti grafici.
- **Task di memorizzazione:** testare la variazione grafica tenendo a mente una parola, un numero o una lettera.
- **Task di dettatura:** testare la variazione grafica quando è richiesto un utilizzo della memoria di lavoro (*working memory*).



Parkinson's



Sano



Alzheimer's

L'Ipotesi

- Le Reti Neurali Profonde (DNN) esibiscono **elevate prestazioni** in diversi campi dell'intelligenza artificiale.
- Uno dei punti chiave delle DNN è la **capacità di estrarre ed identificare automaticamente le caratteristiche** su cui basare la classificazione, **direttamente dai dati grezzi**.

È possibile assegnare l'estrazione delle caratteristiche legate alla scrittura a mano libera direttamente ad una rete neurale, in modo da massimizzare le performance di classificazione?

Elaborazione dei dati

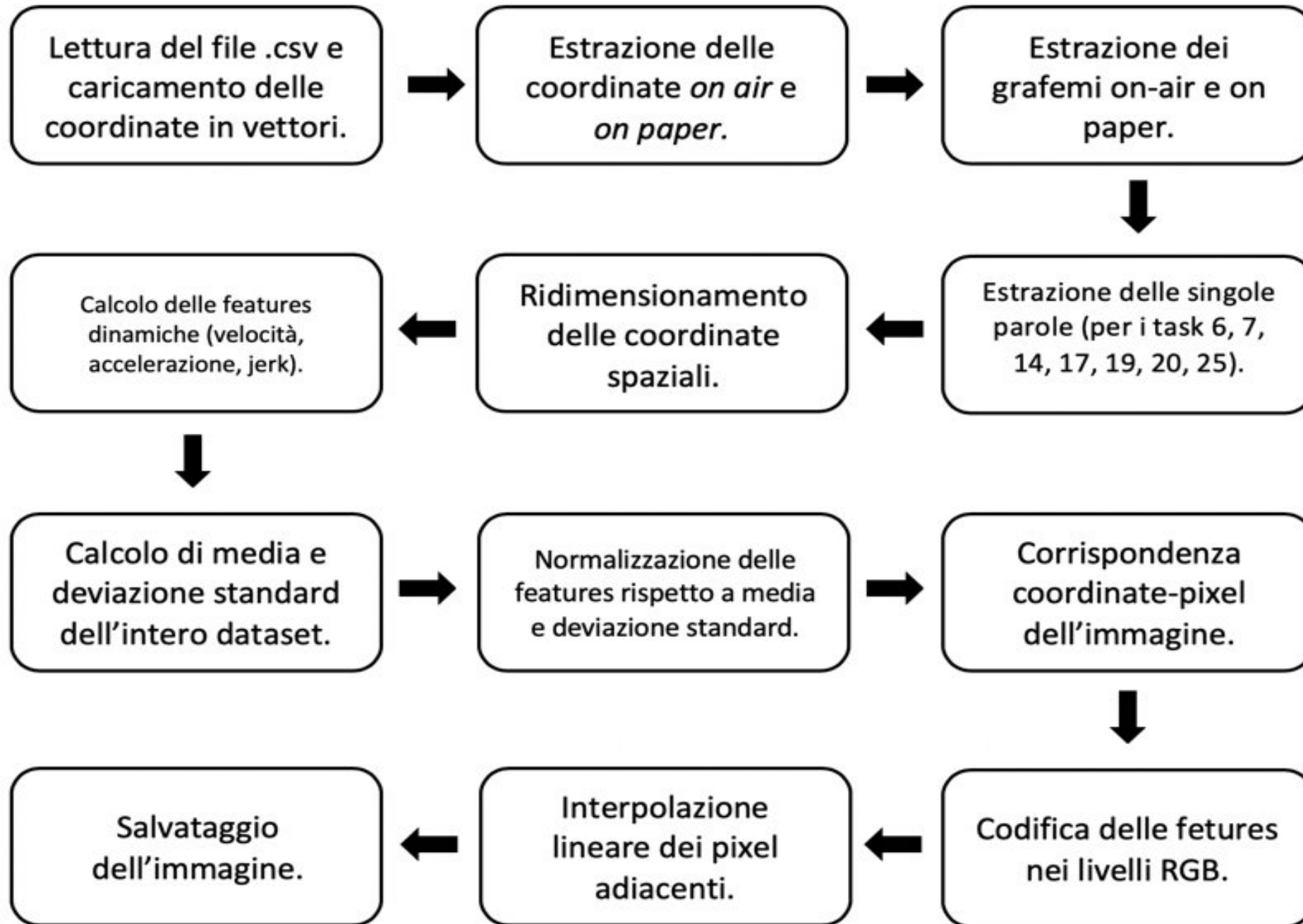
Il lavoro di tesi si è concentrato sullo sviluppo di un **software in linguaggio Python** allo scopo di:

- **Codificare i dati acquisiti in immagini RGB.**
- **Ricavare le caratteristiche** dinamiche della scrittura (velocità, accelerazione, jerk).
- **Normalizzare le informazioni** rispetto all'intero dataset.

I dati in ingresso sono costituiti da file `.csv` con la seguente struttura:

```
2905,21821,0,0.00500011  
2913,21845,0,0.00500011  
2923,21871,0,0.00499916  
2948,21945,0,0.00500011  
2956,21966,528,0.00500011  
2963,21986,534,0.00500011  
2972,22012,545,0.00500011  
2980,22036,556,0.00500011  
2987,22058,575,0.00500011
```

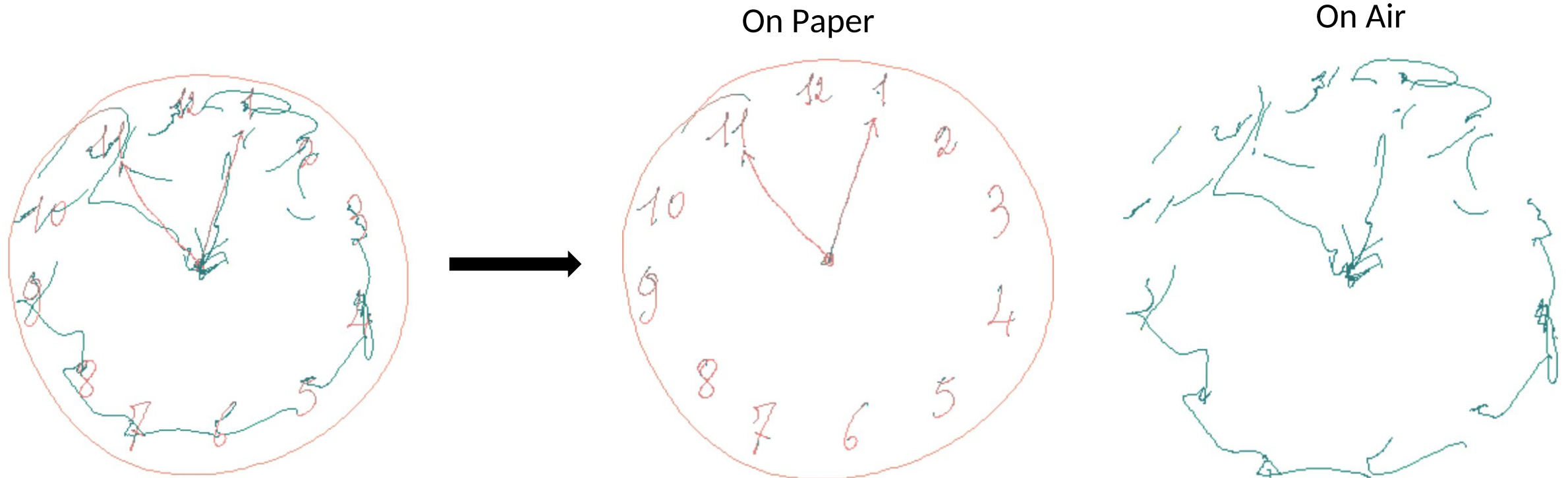
Coordinate spaziali (x, y), pressione (z), timestamp (t)



Estrazione delle coordinate *on air* e *on paper*

La coordinata z , associata al **livello di pressione** della penna, è stata utilizzata come informazione di riferimento su cui basare l'estrazione delle coordinate *on paper* (tratti sul foglio) e *on air* (movimenti in aria):

- *On Paper*: coordinata **z maggiore di zero**.
- *On Air*: coordinata **z nulla**.



Estrazione dei grafemi

Per grafema si intende l'**unità grafica minima** delimitata da un **pen-up** ed il successivo **pen-down**, dove con il primo definiamo la **transizione del tratto da on paper a on air**, mentre con il secondo consideriamo **la transizione del tratto da on air a on paper**.



Grafema 1



Grafema 2



Grafema 3



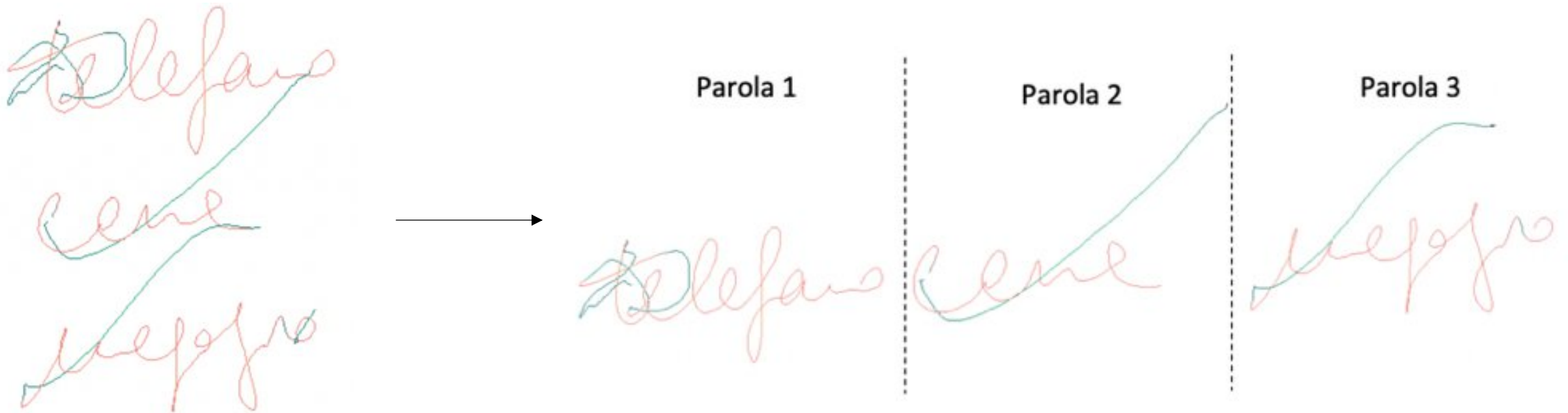
Grafema 4



Estrazione delle singole parole

Per l'estrazione delle singole parole si è adottata una **tecnica di segmentazione mediante soglia**. Per calcolarla si è sfruttata l'informazione relativa al numero di parole contenute in ciascun task.

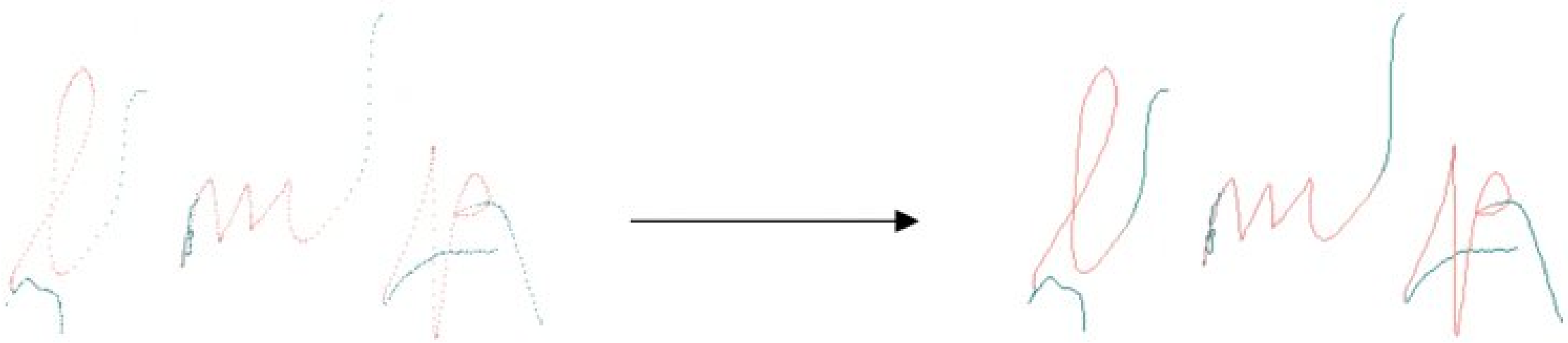
In particolare l'**algoritmo varia dinamicamente il valore della distanza di soglia**, fin tanto che il numero dei segmenti restituiti non è uguale al numero di parole da restituire.



Interpolazione lineare dei pixel

Le immagini originariamente prodotte sono costituite da un insieme di punti, così come campionati dalla tavoletta grafica.

Per **ricostruire le tracce di inchiostro** presenti sul foglio, si è scelto di **interpolare linearmente i pixel adiacenti**.



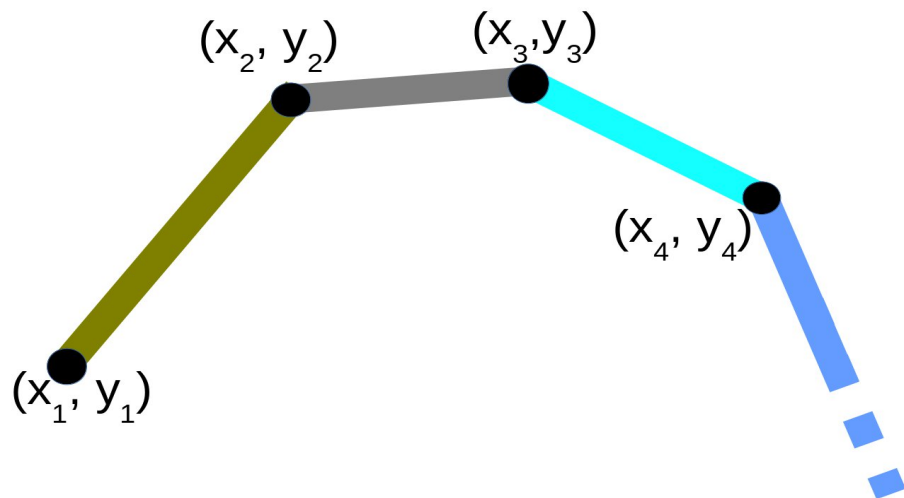
Estrazione delle features

Dalle coordinate (x, y) sono state calcolate numericamente alcune features legate alla dinamica della scrittura:

- **Velocità**
- **Accelerazione**
- **Jerk**

I livelli ottenuti sono stati **normalizzati** rispetto all'intervallo $[0,255]$, considerando il valore minimo e massimo dell'intero dataset.

Le features sono state riportate nei **livelli RGB** di ogni immagine.



Es.

- Il primo tratto corrisponde ai livelli RGB (**pressione=127**, **velocità=127**, **jerk=0**),
- Il secondo tratto corrisponde ai livelli RGB (**pressione=127**, **velocità=127**, **jerk=127**)

...

Verifica sperimentale

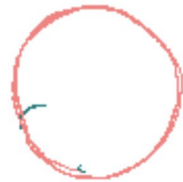
Il gruppo di ricerca ha eseguito una prima serie di esperimenti per verificare se l'approccio restituisca risultati promettenti.

Come DNN sono stati utilizzati **diversi modelli** addestrati sul dataset *ImageNet*:

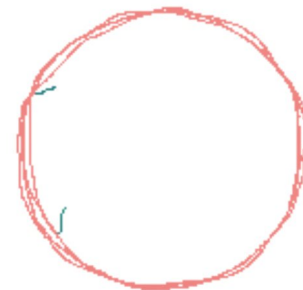
- VGG 19
- ResNet50
- Inception V3
- Inception ResNetV2

Per ognuna sono state applicate tecniche di **Transfer Learning** e **Fine Tuning**.

Gli addestramenti sono stati svolti sui task 4 e 5: copia di due cerchi di diverso diametro



Task 4



Task 5

Risultati

Le performance delle reti sono state valutate sulla base di due parametri statistici:

- **Recognition Rate (RR).**
- **False Negative Rate (FNR).**

		VGG 19		ResNet50		Inception V3		Inception ResNet V2	
		RR (%)	FNR (%)	RR (%)	FNR (%)	RR (%)	FNR (%)	RR (%)	FNR (%)
Task 4	TL	66.45	9.41	51.61	52.94	67.74	27.06	63.34	40.00
	FT	72.26	24.31	70.32	37.13	69.68	30.59	67.74	25.08
Task 5	TL	64.76	28.32	68.08	23.78	69.08	43.70	61.98	41.51
	FT	64.76	27.65	75.17	17.23	72.59	26.47	70.75	18.91

TL: transfer learning; FT: fine tuning; RR: recognition rate; FNR: false negative rate

Conclusione e sviluppi futuri

I risultati ottenuti sono estremamente promettenti e ci suggeriscono che l'approccio utilizzato rappresenta effettivamente la strada giusta.

La ricerca continua e con i prossimi passi da compiere si potranno raggiungere risultati ancora migliori:

- Costruzione di dataset più grandi.
- Utilizzo di nuove architetture di reti neurali.
- Introduzione di nuove features.