

RILEVAMENTO AUTOMATICO DELLE ARITMIE SFRUTTANDO L'INFORMAZIONE DI FASE

Michele Scarpiniti, Wangyi Pu, Aurelio Uncini

Dipartimento di Ingegneria dell'Informazione, Elettronica e Telecomunicazioni (DIET)
"Sapienza" Università di Roma
Via Eudossiana 18, 00184 Roma

Il rilevamento automatico delle aritmie è di primaria importanza visto l'enorme numero di vittime causate in tutto il mondo dalle malattie cardiovascolari [1]. A questo scopo sono stati recentemente proposti diversi approcci di deep learning per classificare automaticamente i battiti cardiaci in un numero limitato di classi. La maggior parte di questi approcci utilizzano reti neurali convoluzionali (CNN) che sfruttano alcune rappresentazioni bidimensionali del segnale ECG, come spettrogrammi, scalogrammi o simili [2, 3]. Tuttavia, adottando tali rappresentazioni, gli approcci più avanzati di solito sfruttano solamente le informazioni relative al modulo, mentre le informazioni sulla fase vengono spesso trascurate. Motivato da queste considerazioni, l'obiettivo di questa ricerca mira a indagare l'effetto dell'utilizzo della fase per l'identificazione delle aritmie. Uno studio simile è stato anche condotto sull'identificazione della sindrome di Brugada [4].

Nello specifico, sono stati proposti approcci che tengono in conto esplicitamente dell'informazione di fase, dimostrando alcuni vantaggi anche nell'identificazione della sindrome di Brugada [5]. In particolare, una linea di ricerca [6] si è focalizzata sulla fusione dell'informazione del modulo e della fase estratte dalla versione complessa della trasformata wavelet continua (CWT), note rispettivamente come *scalogramma* e *fasogramma*. In questo approccio, gli scalogrammi e i fasogrammi sono fusi in una semplice architettura basata su CNN utilizzando diverse strategie di fusione, che fondono entrambe le informazioni nello strato di input (*early fusion*), in alcuni strati intermedi (*intermediate fusion*) o nello strato di output (*late fusion*), secondo gli schemi mostrati in Figura 1.

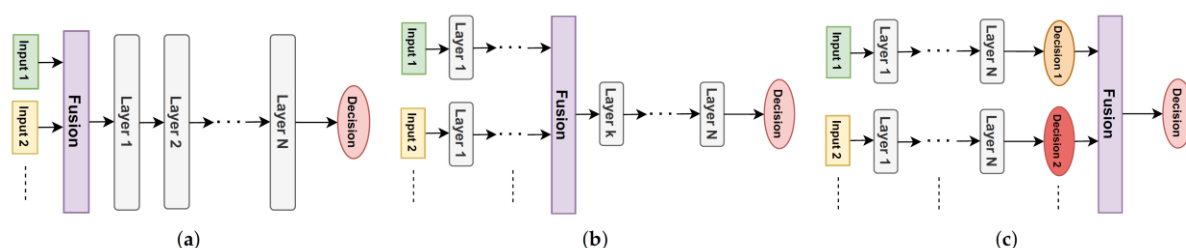


Figura 1. Diverse tipologie di fusione dati: (a) *early fusion*, (b) *intermediate fusion*, (c) *late fusion*.

I risultati numerici valutati sul database PhysioNet MIT-BIH Arrhythmia mostrano l'efficacia delle idee proposte e, sebbene venga utilizzata un'architettura semplice, la loro competitività rispetto ad altri approcci all'avanguardia, ottenendo un'accuratezza complessiva di circa il 98,5% e sensibilità e specificità rispettivamente del 98,5% e 95,6% [6]. In Tabella 1 sono riportati i risultati riassuntivi di diverse strategie per ogni famiglia di fusione, denominate S1, S2, S3, ecc. L'efficacia degli algoritmi proposti è stata misurata da metriche quali accuratezza, F1-score, precisione, sensibilità specificità e coefficiente di correlazione di

Matthews (MCC). Dalla tabella si evince come un approccio di fusione intermedia (S5) e un approccio di fusione tardiva (S7d) forniscano i risultati migliori.

Tabella 1. Sintesi e confronti dei modelli implementati in termini delle metriche considerate (tutti riportati in percentuale (%) eccetto l'MCC).

Fusione	Strategia	Accuratezza	F1-score	Precisione	Sensitività	Specificità	MCC
Nessuna	S1	97.96	97.99	98.01	97.96	95.85	0.9329
	S2	97.53	97.52	97.50	97.53	91.80	0.9173
Early	S3	98.08	98.06	98.03	98.08	94.78	0.9363
	S4	98.31	98.31	98.31	98.31	95.95	0.9441
Intermediate	S5	98.48	98.46	98.44	98.48	94.92	0.9495
	S6	98.07	98.07	98.08	98.07	96.80	0.9372
Late	S7a	98.17	98.16	98.15	98.17	94.12	0.9389
	S7b	98.40	98.38	98.36	98.40	95.30	0.9467
	S7c	97.97	97.96	97.96	97.97	95.27	0.9330
	S7d	98.48	98.46	98.44	98.48	95.59	0.9495
	S7e	98.42	98.40	98.38	98.42	95.37	0.9475
	S7f	95.93	96.69	97.46	95.93	97.85	0.8782
	S7g	98.39	98.37	98.35	98.39	95.28	0.9464
	S7h	98.37	98.36	98.34	98.37	95.04	0.9458

In sintesi, dunque, lo studio condotto ha messo in luce i vantaggi dell'utilizzo congiunto dell'informazione di modulo e fase rispetto al solo modulo e come utilizzando la fusione dati tra queste due informazioni sia possibile ottenere un approccio affidabile ed efficiente per il rilevamento automatico delle aritmie dai segnali ECG.

BIBLIOGRAFIA

1. The Global Cardiovascular Risk Consortium. Global effect of modifiable risk factors on cardiovascular disease and mortality. *N. Engl. J. Med.* 389, 1273–1285 (2023). DOI: 10.1056/NEJMoa2206916
2. Degirmenci, M., Ozdemir, M., Izci, E., Akan, A.: Arrhythmic heartbeat classification using 2D convolutional neural networks. *IRBM* 43, 422–433 (2022). DOI: 10.1016/j.irbm.2021.04.002.
3. Król-Józaga, B.: Atrial fibrillation detection using convolutional neural networks on 2-dimensional representation of ECG signal. *Biomed. Signal Process. Control* 74, 103470 (2022). DOI: 10.1016/j.bspc.2021.103470.
4. Brugada, J., Campuzano, O., Arbelo, E., Sarquella-Brugada, G., Brugada, R.: Present status of Brugada syndrome: JACC state-of-the-art review. *Journal of the American College of Cardiology* 72(9), 1046–1059 (2018). DOI 10.1016/j.jacc.2018.06.037
5. Scarpiniti, M., Uncini, A.: Exploiting phase information for the identification of Brugada syndrome: A preliminary study. In: A. Esposito, M. Faundez Zanuy, F.C. Morabito, E. Pasero, G. Cordasco (eds.) *Neural Networks: Overview of Current Theories and Applications*, Smart Innovation, Systems and Technologies. Springer (2025).
6. Scarpiniti, M.: Arrhythmia Detection by Data Fusion of ECG Scalograms and Phasograms, *Sensors* 24(24), Paper 8043, pp. 1-28 (2024). DOI: 10.3390/s24248043.