

Classificazione automatica di referti radiologici

Alfonso E. Gerevini, Alberto Lavelli, Alessandro Maffi, Roberto Maroldi,
Luca Putelli, Ivan Serina

18 Marzo 2019, Ital-IA Roma

Università degli Studi di Brescia, Italy
Fondazione Bruno Kessler (FBK), Italy
Spedali Civili di Brescia, Italy
Email: alfonso.gerevini@unibs.it

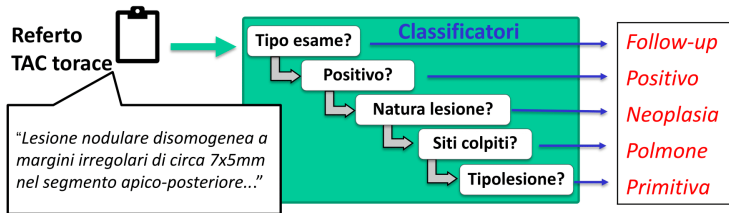


UNIVERSITÀ
DEGLI STUDI
DI BRESCIA



Descrizione del problema

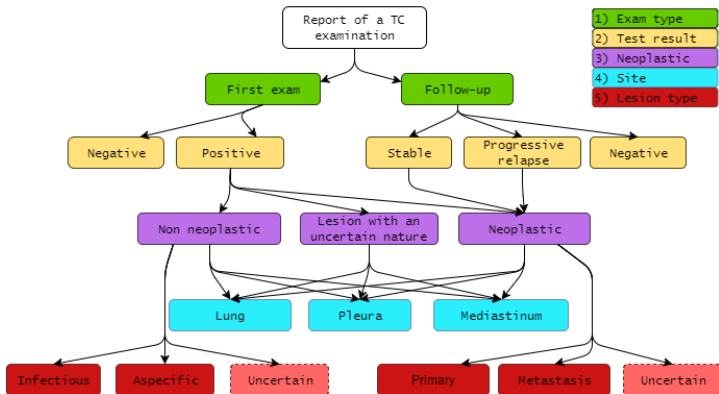
- Ogni giorno **migliaia** di referti medici vengono prodotti nelle strutture sanitarie Nazionali.
- Il **testo libero** (informazioni non strutturate) li rende difficilmente utilizzabili per scopi di ricerca, organizzativi e di valutazione della politica sanitaria.
- Il nostro progetto usa tecniche di *Natural Language Processing* e di *Machine Learning* per **estrarre conoscenza da queste fonti** di informazioni.
- La prima fase si è concentrata sugli esami **TAC al torace** prodotti dagli Spedali Civili di Brescia.



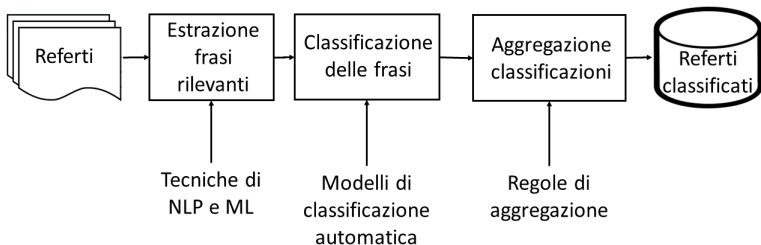
Classificazione di referti radiologici (conoscenza estratta)

Esempio di referto radiologico

Confronto con precedente del 31 maggio 2016. Invariati i noduli parenchimali bilaterali, alcuni dei quali calcifici. Sfumato addensamento parenchimale retraente nel segmento basale posteriore del lobo inferiore sinistro. Invariato il nodulo ipodenso di 18mm nel lobo destro della tiroide.



Metodologia e tecniche utilizzate



- **Preprocessing del referto** con tecniche di Natural Language Processing: tokenizzazione, identificazione di lemmi e parti del discorso.
- **Estrazione di frasi rilevanti:** le parti salienti del referto sono state annotate dai radiologi e la tecnica Conditional Random Fields è stata utilizzata per estrarle in maniera automatica.
- **Machine Learning** per la classificazione delle parti salienti del referto: Support Vector Machines, Random Forest, Reti Neurali.
- **Regole di aggregazione**, derivate dalla metodologia di lavoro dei radiologi, utilizzate per derivare la classificazione complessiva da quelle delle singole frasi.

Accuracy	RF	SVM	NN
Tipo Esame	95.6	95.6	95.6
Risultato	82.4	79.4	82.4
Risultato Follow-up	67.7	67.7	64.5
Natura lesione	75.0	77.1	70.8
Polmone	75.0	72.9	70.8
Pleura	89.6	87.5	89.6
Mediastino	72.9	72.9	66.7
Lesioni neoplastiche	63.6	63.6	63.6
Lesioni non neoplastiche	60.0	60.0	60.0

- I risultati ottenuti sono promettenti.
- I medici scrivono il referto e ricevono la classificazione automatica in tempo reale, confermandola oppure correggendola.
- Sistema in fase di sperimentazione presso gli Spedali Civili di Brescia.

F-Measure	RF	SVM	NN
Tipo Esame	94.9	94.9	94.9
Risultato	75.5	70.1	75.5
Risultato Follow-up	75.5	70.1	75.5
Natura lesione	57.0	66.0	56.3
Polmone	55.0	53.5	52.1
Pleura	47.3	59.1	47.3
Mediastino	67.9	67.9	63.6
Lesioni neoplastiche	60.8	60.8	60.8
Lesioni non neoplastiche	57.8	57.8	57.8

- I risultati ottenuti sono promettenti.
- I medici scrivono il referto e ricevono la classificazione automatica in tempo reale, confermandola oppure correggendola.
- Sistema in fase di sperimentazione presso gli Spedali Civili di Brescia.

- Il processo di annotazione manuale delle frasi (per la loro estrazione automatica) è un processo costoso (richiede l'intervento di esperti).
- Sono allo studio tecniche basate su Deep Learning per classificare l'intero referto direttamente senza estrazione delle frasi rilevanti.
- La metodologia e le tecniche sviluppate sono potenzialmente applicabili a referti di altre tipologie di esami radiologici e in diversi ambiti biomedici.

Maggiori Informazioni: A. E. Gerevini, A. Lavelli, A. Maffi, R. Maroldi, A. Minard, I. Serina, G. Squassina, "*Automatic classification of radiological reports for clinical care*". Artificial Intelligence in Medicine. Elsevier 2018; vol. 91:72–81.