

Metodi per la gestione dell'incertezza dei dati medici in contesti decisionali complessi e supportati dall'intelligenza artificiale

Federico Cabitza^{1,2}, Andrea Campagner^{1,3}, Davide Ciucci¹

Dipartimento di Informatica, Sistemistica e Comunicazione,
University of Milano–Bicocca, viale Sarca 336 – 20126 Milano, Italy¹,
IRCCS Istituto Ortopedico Galeazzi, via Galeazzi 4 – 20161 Milano, Italy²,
Deloitte Italia, via Tortona 25, Milano, Italy³

Abstract

L'incertezza è riconosciuta come un problema intrinseco ed ineliminabile in ambito medico, che può interessare i dati prodotti in contesti clinici in diverse modalità e, conseguentemente, può avere un impatto negativo sulla qualità dei Sistemi di Supporto alle Decisioni che si basano su dati con queste caratteristiche. L'obiettivo di questo contributo è di presentare il nostro lavoro relativo allo sviluppo di modelli che si basano su diverse teorie di rappresentazione dell'incertezza, e allo sviluppo di tecniche di Machine Learning che possano gestire dati affetti da ambiguità. Per supportare da un punto di vista applicativo il nostro contributo, illustreremo alcuni studi finalizzati alla valutazione empirica delle tecniche proposte.

1 Introduzione

L'incertezza è una caratteristica intrinseca e fondamentalmente ineliminabile della pratica medica, che ne interessa tutti gli aspetti: dai dati memorizzati nelle cartelle cliniche elettroniche, alle decisioni cliniche prese dai medici specialisti [Cabitza *et al.*, 2019]. Inoltre, l'incertezza è stata identificata come un problema multiforme, che si manifesta in diverse modalità (e.g. vaghezza, ambiguità, complessità, casualità...), ognuna caratterizzata da proprietà specifiche.

Queste tipologie di incertezza possono influire su diverse componenti dei dati e dei processi decisionali:

- Sull'input, ad esempio differenti oggetti possono condividere la medesima rappresentazione ma presentare classificazioni discordanti; oppure la rappresentazione può essere incompleta o inaccurata (cioè presentare dati mancanti o essere affetta da errori di misura);
- Sull'output, ad esempio un singolo oggetto può essere associato ad una classificazione solo parzialmente specificata o a più classi inconsistenti tra di loro.

La nostra ricerca, che si situa all'intersezione tra *Intelligenza Artificiale*, *Data Science* e *Scienza delle Decisioni* (un ambito per cui, recentemente, è stato proposto il nome di *Decision Intelligence* [Hasić *et al.*, 2018]), è orientata alla gestione dei diversi tipi di incertezza nei *modelli decisionali*,

con applicazioni concrete all'ambito clinico [Cabitza *et al.*, 2019].

L'approccio da noi adottato, diversamente dalle tecniche standard che sono basate sull'idea di limitare o eliminare l'incertezza, è quella di rappresentare ed *elaborare* l'incertezza, in modo che questa venga *preservata* e *valorizzata* nell'output (l'advice decisionale, quale ad esempio una predizione prognostica o una indicazione diagnostica), al fine di informare maggiormente le decisioni degli esperti di dominio (rispetto all'ignorarla o nascondersela) e, di conseguenza, portare ad esiti decisionali migliori (e quindi a risultati clinici migliori). Il nostro contributo si pone, quindi, in un approccio generale al *decision making* in condizioni di incertezza, valutando anche il valore di eventuali *inefficienze programmate* (quale la proposta di più alternative prive di indicazioni relative alla loro confidenza) che possano informare e, possibilmente, migliorare il processo decisionale *dialogico* tra *Decision Maker* (DM) umano e *Decision Support System* (DSS) artificiale.

Fino ad ora il nostro lavoro di ricerca si è focalizzato sulla rappresentazione e la gestione di un particolare tipo di incertezza, cioè l'*ambiguità*, che può essere definita come la *coesistenza di rappresentazioni o significati per un medesimo oggetto o rappresentazione di esso*.

In particolare, ci siamo focalizzati sull'ambiguità originante da oggetti che condividono la medesima rappresentazione (ad esempio, sono rappresentate dai medesimi, o *simili*, valori per un insieme di attributi di riferimento) ma presentano classificazioni/etichettature differenti (generando quindi una forma di *inconsistenza*).

Questo problema è causato da un'insufficienza dei dati o dell'evidenza disponibili e ha come conseguenza l'impossibilità da parte del DM di arrivare a una conclusione univoca: una soluzione a questo problema è rappresentata dalla capacità di *astensione* (totale o parziale).

Sono stati proposti diversi approcci per gestire, questo tipo di ambiguità (sia nell'output, quindi permettendo a DSS di astenersi in presenza di dati ambigui, sia nell'input, quindi permettendo ad un DSS di operare direttamente su dati che presentano questo tipo di incertezza): l'*apprendimento da classi parziali* [Cour *et al.*, 2011], la teoria delle *three-way decisions* [Yao, 2012].

Sulla base di questi contributi, in [Campagner e Ciucci, 2018] abbiamo introdotto il concetto di *ortopartizione* (che può essere intesa come una partizione, o classificazione, par-

zialmente specificata o ambigua), definendo un modello di apprendimento di *alberi di decisione* generalizzato, in grado di gestire le due tipologie di ambiguità introdotte: da un lato permettendo al modello di ML di riportare, nella classificazione prodotta, l'ambiguità dei dati mediante una possibilità di *astensione*; dall'altro definendo delle tecniche per gestire dati etichettati in maniera ambigua (che presentano, quindi, diverse etichettature possibili).

Per fornire una valutazione sperimentale di questo approccio abbiamo, in [Campagner *et al.*, 2019a], effettuato due valutazioni delle tecniche proposte rispetto a un problema clinico reale, concernente la predizione dell'andamento della *salute mentale* (come definito dal questionario clinico SF12) su un dataset di pazienti ottenuto dal registro elettronico *Datareg* in uso presso l'*Istituto Ortopedico Galeazzi* (Milano, Italia):

- Abbiamo studiato se la possibilità di mettere in luce l'ambiguità dei dati di input (permettendo all'algoritmo di astenersi sulle istanze *ambigue*) potesse permettere di ottenere performance migliori di quelle di algoritmi classici di ML;
- Abbiamo considerato, inoltre, le performance delle tecniche da noi proposte per la predizione di classificazioni già ambigue, facendo un confronto con tecniche di apprendimento semi-supervisionato.

In entrambi i casi abbiamo ottenuto risultati promettenti, e le tecniche proposte risultavano maggiormente accurate delle altre tecniche di ML analizzate.

Come prima estensione di questo lavoro, in [Campagner *et al.*, 2019b], abbiamo considerato l'estensione della possibilità di *astensione*, sulle istanze ambigue, a qualsiasi algoritmo di ML in grado di fornire uno scoring probabilistico delle classificazioni alternative.

In questo senso abbiamo introdotto dapprima un approccio generico, basato sulla teoria delle decisioni e sulle three-way decisions, per trasformare qualsiasi classificatore probabilistico in un classificatore capace di astenersi (anche parzialmente, indicando un sottoinsieme dell'insieme di tutte le classi), successivamente abbiamo introdotto delle tecniche specifiche e *dirette* per alcuni modelli popolari di ML (*foreste casuali*, apprendimento basato su *metodo del gradiente*).

In questo contesto abbiamo comparato differenti algoritmi di ML con le rispettive versioni "capaci di astenersi", su una varietà di dataset, al fine di analizzare se la capacità di astensione permettesse di ottenere degli incrementi di performance statisticamente significativi.

Come ulteriore estensione di questo lavoro, stiamo studiando un approccio per formalizzare il concetto di ambiguità classificatoria (o semantica): non riferita quindi alla difficoltà di un algoritmo di ML nel discriminare gli input (con la conseguente impossibilità di esprimere una decisione precisa), ma all'impossibilità, data una certa istanza, di discernere tra le classificazioni possibili.

In questo ambito abbiamo considerato una definizione di ambiguità, ϵ -ambiguità, applicabile a distribuzioni di probabilità (e quindi ad algoritmi di ML probabilistici) e pianifichiamo di analizzare l'utilizzabilità di questa definizione come criterio di *regolarizzazione* per algoritmi di ML, al fine di *penalizzare* output eccessivamente ambigui (in un'ottica

di *avversione all'ambiguità*) o, alternativamente, di favorire classificazioni ambigue al fine di rendere esplicite le istanze che il DSS reputa *problematiche*.

Due ulteriori direzioni di ricerca che stiamo intraprendendo riguardano:

- La gestione di dati mancanti (in particolare nel caso di *user missing*, ossia nella situazione in cui l'utente ha voluto, o non ha potuto, specificare correttamente il valore di un certo attributo), parzialmente specificati o *imprecisi* [Grzymala-Busse, 2006];
- L'estensione delle tecniche considerate per poter considerare *informazioni extra-linguistiche* come, ad esempio, informazioni circa la *confidenza* riguardo un certo fenomeno incertezza (ad esempio, i valori ritenuti possibili per un certo attributo solo parzialmente specificato) [Ciucci e Forcati, 2017].

Riferimenti bibliografici

- [Cabitza *et al.*, 2019] Federico Cabitza, Davide Ciucci, e Raffaele Rasoini. A giant with feet of clay: On the validity of the data that feed machine learning in medicine. In Federico Cabitza, Carlo Batini, e Massimo Magni, editors, *Organizing for the Digital World*, pages 121–136, Cham, 2019.
- [Campagner *et al.*, 2019a] Andrea Campagner, Federico Cabitza, e Davide Ciucci. Exploring medical data classification with three-way decision tree. In *12th International Conference in Health Informatics, Proceedings. INSTICC, 2019*. To appear.
- [Campagner *et al.*, 2019b] Andrea Campagner, Federico Cabitza, e Davide Ciucci. Three-way classification: Ambiguity and abstention in machine learning. 2019. Submitted to IJCRS.
- [Campagner e Ciucci, 2018] Andrea Campagner e Davide Ciucci. Three-way and semi-supervised decision tree learning based on orthopartitions. In *IPMU proceedings*, volume 854 of *Communications in Computer and Information Science*, pages 748–759, 2018.
- [Ciucci e Forcati, 2017] Davide Ciucci e Ivan Forcati. Certainty-based rough sets. In *IJCRS Proceedings*, volume 10314 of *LNCS*, pages 43–55, 2017.
- [Cour *et al.*, 2011] Timothee Cour, Ben Sapp, e Ben Taskar. Learning from partial labels. *J. Mach. Learn. Res.*, 12:1501–1536, July 2011.
- [Grzymala-Busse, 2006] Jerzy W. Grzymala-Busse. A rough set approach to data with missing attribute values. In *RSKT proceedings*, volume 4062 of *LNCS*, pages 58–67, 2006.
- [Hasić *et al.*, 2018] Faruk Hasić, Johannes De Smedt, e Jan Vanthienen. Augmenting processes with decision intelligence: Principles for integrated modelling. *Decision Support Systems*, 107:1–12, 2018.
- [Yao, 2012] Yiyu Yao. An outline of a theory of three-way decisions. In *RSTC Proceedings*, volume 7413 of *LNCS*, pages 1–17. 2012.