

10. Febbraio

Covid lungo nei bambini e la cardiopatia ortostatica

*Un neonato rappresenta il convincimento di Dio
che il mondo debba continuare.*

Carl Sandburg

Un'ampia analisi pubblicata mercoledì su **PEDIATRIC** sottolinea l'impatto che il Covid può avere sui bambini, portando in alcuni casi a sintomi neurologici, gastrointestinali, cardiovascolari e comportamentali nei mesi successivi a un'infezione acuta.

Lo studio, che si basa su numerosi studi sul Covid lungo nei bambini, è "importante" e illustra che la condizione può colpire più sistemi di organi.

La nuova revisione ha suggerito che dal 10 al 20% dei bambini negli Stati Uniti che avevano il Covid hanno sviluppato una Covid lunga.

Tuttavia, il dottor Suchitra Rao, esperto di malattie infettive pediatriche presso il Children's Hospital Colorado e coautore dell'articolo, ha riconosciuto che ci sono "molti avvertimenti" sulle stime di prevalenza utilizzate per arrivare a quel numero. Ad esempio, alcuni degli studi inclusi hanno esaminato solo la piccolissima percentuale di bambini ricoverati in ospedale per Covid.

Come gli adulti, i bambini che hanno avuto casi più gravi di Covid hanno un rischio maggiore di sintomi persistenti o nuove complicazioni.

I Centri per il controllo e la prevenzione delle malattie avvicinano la prevalenza del Covid lungo al 10% dei bambini che hanno avuto il Covid. (La stima negli adulti è del 7%)

Che aspetto ha il Covid lungo nei bambini?

Il Covid lungo può essere difficile da studiare, in parte perché è difficile da diagnosticare, poiché i sintomi sono così ampi. Fare una diagnosi è forse ancora più complicato nei bambini perché i sintomi possono presentarsi in modo diverso da come appaiono negli adulti.

Anche i bambini piccoli potrebbero non avere il linguaggio per descrivere ciò che provano, quindi i ricercatori hanno consigliato ai genitori di cercare cambiamenti nel comportamento.

Stanchezza, confusione mentale e mal di testa sono tra i sintomi più frequentemente segnalati del Covid lungo nei bambini. Sebbene questi problemi siano talvolta di entità lieve, possono impedire ai bambini di partecipare pienamente alle attività scolastiche o ricreative.

I bambini piccoli possono anche comportarsi in modo frustrato perché non riescono più a fare facilmente quello che facevano prima. La maggior parte dei sintomi migliora entro un anno, dicono gli esperti, ma per alcuni bambini possono persistere più a lungo.



Nei casi più gravi, alcuni bambini sperimentano problemi respiratori e cardiovascolari persistenti, inclusa la miocardite cardiaca. Anche il diabete e altri disturbi autoimmuni possono emergere a seguito di un'infezione da Covid, sebbene questi "tendano ad essere molto, molto meno diffusi nei bambini" rispetto a sintomi più lievi.

La storia di Lucas

Questo è stato il caso di **Lucas Denault**, il cui primo incontro con Covid nel 2021 non includeva molto oltre il naso chiuso. Lucas, allora quindicenne, si riprese e tornò a scuola, a seguire gli allenamenti e le riunioni del consiglio studentesco. Ma mesi dopo, ha iniziato a lottare per camminare lungo i corridoi della sua scuola superiore a Littlestown, Pennsylvania. Gli facevano male la testa e il petto. Si sentiva stordito e nauseato.

"È stata una caduta davvero rapida", ha detto sua madre, Karin Denault. Né Lucas né sua madre avevano considerato che i suoi problemi potessero essere collegati al suo breve attacco di Covid. Ma su consiglio di un parente, andò a fare una valutazione presso la clinica Kennedy Krieger di Baltimora.



Lì gli è stato diagnosticato il Covid lungo e la sindrome da tachicardia ortostatica posturale, un insieme di sintomi che portano a un affaticamento estremo e che possono verificarsi tra le persone con Covid lungo.



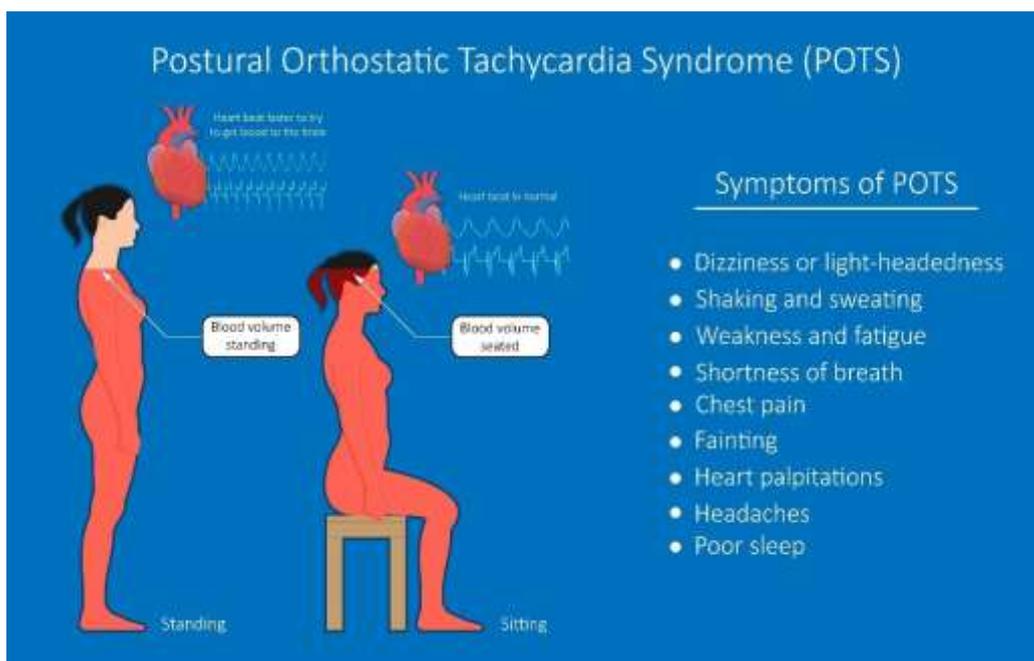
Salim Surani della *Clinical Medicine, University of Houston,*

Mallick D ett al.

Surani S. COVID-19 Induced Postural Orthostatic Tachycardia Syndrome (POTS): A Review.

Cureus. 2023 Mar 31;15(3):e36955.

Definisce in maniera esaustiva la POTS (Sindrome della Tachicardia Posturale Ortostatica) è un disturbo multisistemico caratterizzato dalla risposta autonoma anomala alla postura eretta, che causa intolleranza ortostatica e tachicardia eccessiva senza ipotensione. Rapporti recenti suggeriscono che una percentuale significativa di sopravvissuti al COVID-19 sviluppa POTS entro 6-8 mesi dall'infezione. I sintomi principali della POTS includono affaticamento, intolleranza ortostatica, tachicardia e deterioramento cognitivo.



Gli esatti meccanismi dei POTS post-COVID-19 non sono chiari.

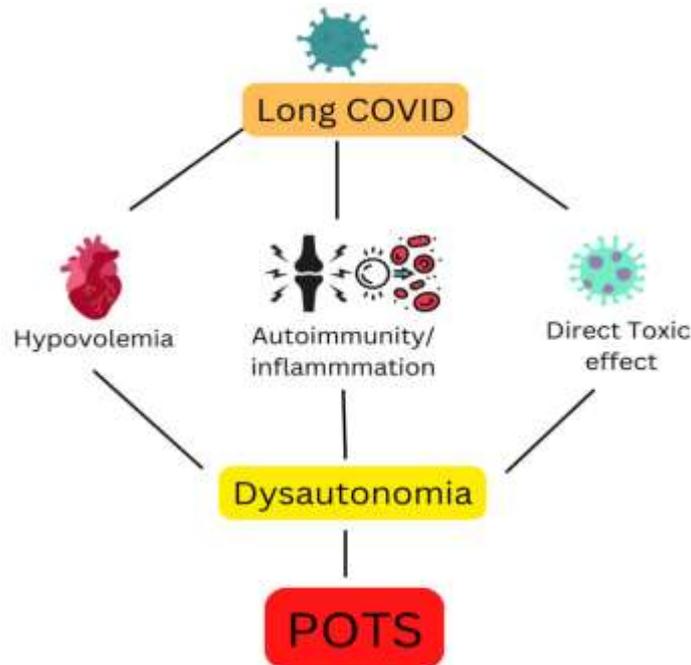
Tuttavia, sono state avanzate diverse ipotesi, tra cui la produzione di autoanticorpi contro le fibre nervose autonome, gli effetti tossici diretti della SARS-CoV-2 o la stimolazione del sistema nervoso simpatico secondaria all'infezione.

I medici dovrebbero avere un forte sospetto di POTS nella sopravvivenza al COVID-19 quando presentano sintomi di disfunzione autonoma e dovrebbero condurre test diagnostici come il Tilt table e altri per confermarlo.

La gestione dei POTS correlati a COVID-19 richiede un approccio globale. La maggior parte dei pazienti risponde alle opzioni non farmacologiche iniziali, ma quando i sintomi diventano più gravi e non rispondono all'approccio non farmacologico, vengono prese in considerazione le opzioni farmacologiche.

Abbiamo una comprensione e una conoscenza limitate dei POTS post-COVID-19 e sono necessarie ulteriori ricerche per migliorare la nostra comprensione e formulare un piano di gestione migliore.

La disfunzione autonoma, di cui la POTS è un sottogruppo importante, è stata notata in più della metà dei pazienti con COVID-19 come sequele post-acute in alcuni studi. Comprendere queste conseguenze critiche di COVID-19 per una diagnosi precoce e una gestione efficace è essenziale. Data la letteratura limitata fino ad oggi, miriamo a rivedere in modo completo la letteratura attuale e le strategie di trattamento per sintetizzare le prove disponibili e migliorare la comprensione di questa condizione critica e debilitante nei pazienti con POTS dopo l'infezione da COVID-19.



Non esistono farmaci approvati per il trattamento del Covid a lungo termine, quindi i medici si concentrano sulla gestione dei sintomi e sull'aiutare i pazienti a funzionare quotidianamente. Alcuni medici prescrivono farmaci per affrontare problemi come mal di testa e dolori muscolari.

Gran parte del lavoro ruota attorno alla convalida delle esperienze di questi giovani pazienti: molti erano stati in precedenza molto sani, quindi spesso tutti tendono a dubitare dei propri sintomi. Le scuole dovrebbero prevedere soluzioni per i bambini in difficoltà, comprese pause durante il giorno e tempo extra per i test.

Piccoli cambiamenti hanno aiutato Lucas. Ad esempio, era difficile per lui alzarsi dal letto, quindi ha iniziato a dormire in posizione verticale per renderlo più facile. Su suggerimento del medico, a volte faceva penzolare i piedi dal letto e scriveva il suo nome con le dita dei piedi per migliorare il flusso sanguigno. Il suo medico gli ha anche prescritto diversi farmaci, tra cui un farmaco per la pressione sanguigna, per aiutare a gestire sintomi come affaticamento e confusione mentale.

Lucas ora è una matricola a Princeton e la maggior parte dei suoi sintomi sono migliorati. Quando era in tournée per i college, sua madre spesso doveva spingerlo su una sedia a rotelle. Lo scorso fine settimana è venuta al campus per vederlo giocare a basket.



Come "pensa" una macchina:

*comprendere l'opacità negli
algoritmi di apprendimento automatico*

di Jeanna Burrel

Parte Seconda



Gli algoritmi di apprendimento automatico vengono utilizzati come potenti generalizzatori e predittori. Poiché è noto che l'accuratezza di questi algoritmi migliora con maggiori quantità di dati su cui allenarsi, la crescente disponibilità di tali dati negli ultimi anni ha portato un rinnovato interesse per questi algoritmi.

Un dato algoritmo di apprendimento automatico generalmente include due operazioni parallele o due algoritmi distinti: un "classificatore" e uno "studente" (si veda, ad esempio, I classificatori prendono l'input (indicato come un insieme di "caratteristiche") e producono un output (una "categoria"). Ad esempio, un classificatore che esegue il filtraggio dello spam prende una serie di caratteristiche (come informazioni sull'intestazione dell'email, parole nel corpo dell'email, ecc.) e produce una delle due categorie di output ("spam" o "non spam"). Un sistema di supporto decisionale che fa la diagnosi della malattia può ricevere input (presentazione/sintomi clinici, risultati degli esami del sangue) e produrre una diagnosi della malattia come output ('ipertensione', 'malattie cardiache', 'tumore al fegato').

Tuttavia, gli algoritmi di apprendimento automatico chiamati "discenti" devono prima addestrarsi sui dati dei test. Il risultato di questo training è una matrice di pesi che verrà quindi utilizzata dal classificatore per determinare la classificazione per i nuovi dati di input. Questi dati di addestramento potrebbero, ad esempio, essere messaggi di posta elettronica che sono stati preordinati ed etichettati come "spam" o "non spam".

L'apprendimento automatico comprende una serie di modelli implementati nel codice in modi diversi. Alcuni popolari modelli di machine learning includono reti neurali, alberi decisionali, Naïve Bayes e regressione logistica. La scelta del modello dipende dal dominio (ad es. la previsione dell'inadempienza del prestito rispetto al riconoscimento dell'immagine), la sua dimostrata accuratezza nella classificazione e le risorse computazionali disponibili, tra le altre preoccupazioni. I modelli possono anche essere combinati in "insiemi di modelli", un approccio

spesso utilizzato nelle competizioni di apprendimento automatico che cercano di massimizzare l'accuratezza nella classificazione. Di seguito verranno prese in considerazione due applicazioni dell'apprendimento automatico che utilizzano modelli separati.

Riconsiderare l'interpretabilità"

Trovare modi per rivelare qualcosa della logica interna di un algoritmo può affrontare le preoccupazioni sulla mancanza di "correttezza" e sugli effetti discriminatori, a volte con prove rassicuranti dell'obiettività dell'algoritmo, come nel caso della ponderazione neutra della parola "Nigeria". D'altra parte, sondare ulteriormente il "perché" di una particolare decisione di classificazione ha prodotto prove suggestive che sembravano sufficienti come spiegazione, ma questo ha imposto un processo di ragionamento interpretativo umano su un processo matematico di ottimizzazione statistica. In altre parole, il pensiero della macchina è stato risolto all'interpretazione umana. Eppure le ambiguità sono rimaste, come la ponderazione di parole innocue come "visita" e "desidera" come indicatori di spam. Ciò solleva dubbi sul fatto che una spiegazione prodotta in questo modo per soddisfare la domanda "perché" fosse necessariamente particolarmente corretta.

Gli informatici definiscono questo problema di opacità un problema di "interpretabilità". Un approccio alla creazione di classificatori più interpretabili consiste nell'implementare un componente rivolto all'utente finale per fornire non solo il risultato della classificazione, ma anche esporre parte della logica di questa classificazione. Un'implementazione reale di questo nel dominio del filtro antispam si trova nella cartella "spam" di Gmail di Google. Se selezioni un messaggio di spam in questa cartella, una casella di avviso gialla con la domanda "perché questo messaggio è in Spam?" sopra il testo dell'e-mail stessa fornisce uno dei motivi per cui è stata inserita in questa cartella. [15](#)

I messaggi includono "contiene contenuti tipicamente utilizzati nei messaggi di spam" (forse un riferimento a un tipo di approccio "borsa di parole") e "molte persone hanno contrassegnato messaggi simili come truffe di phishing, quindi potrebbero contenere contenuti non sicuri". Eppure, le spiegazioni che portano avanti un elenco gestibile dall'uomo di criteri chiave (ad esempio le 10 parole più ponderate/spam presenti in un'e-mail o una singola descrizione di frase) forniscono una comprensione che è nel migliore dei casi incompleta 16 e nel peggiore delle false rassicurazioni

A complicare ulteriormente i tentativi di tracciare una linea diretta tra input "ponderati" e risultati di classificazione è la manipolazione matematica che avviene nel mezzo. A differenza degli esempi di riconoscimento della grafia e filtro antispam qui presentati, spesso la relazione tra una caratteristica e una dimensione nel modello non è uno a uno. I modi di manipolare la dimensionalità (attraverso l'analisi dei componenti principali o il "trucco del kernel" negli SVM, per fare due esempi) sono spesso impiegati per gestire i vincoli computazionali o per migliorare la precisione.

La continua espansione della potenza computazionale ha prodotto alcune strategie di ottimizzazione che esagerano ulteriormente questo particolare problema di *opacità come complessità di scala*. Con maggiori risorse computazionali e molti terabyte di dati da estrarre (ora spesso raccolti opportunisticamente dalle tracce digitali delle attività degli utenti), il numero di possibili caratteristiche da includere in un classificatore cresce rapidamente ben oltre ciò che può essere facilmente compreso da un ragionamento umano. In un articolo sulla conoscenza popolare dell'applicazione dell'apprendimento automatico, [Domingos \(2012\)](#) osserva che "l'intuizione

fallisce nelle dimensioni elevate". In altre parole, ragionare, eseguire il debug o migliorare l'algoritmo diventa più difficile con più qualità o caratteristiche fornite come input, ognuna delle quali sposta in modo sottile e impercettibile la classificazione risultante.

Per gestire questa opacità fondamentale ci sono vari approcci proposti. Un approccio, forse sorprendentemente, consiste nell'evitare l'uso di algoritmi di apprendimento automatico in determinati domini di applicazione critici.¹⁷ Esistono anche modi per semplificare i modelli di apprendimento automatico come l'estrazione di funzionalità, un approccio che analizza quali funzionalità contano effettivamente per il risultato della classificazione, rimuovendo tutte le altre funzionalità dal modello. Alcune soluzioni forse rinunciano saggiamente a rispondere alla domanda sul "perché" e concepiscono metriche che possono, in altri modi, valutare la discriminazione (ad es. [Datta et al., 2015](#)). Ad esempio, in "Fairness Through Awareness" è possibile rilevare un effetto discriminatorio negli algoritmi di classificazione senza estrarre il "come" e il "perché" di particolari decisioni di classificazione ([Dwork et al., 2011](#)). In qualche modo questo estende l'approccio dell'audit esterno proposto da [Sandvig et al. \(2014\)](#) e da [Diakopoulos \(2013\)](#) utilizzando sofisticate implementazioni algoritmiche.

Conclusioni

L'obiettivo di questo articolo era quello di esaminare più a fondo gli algoritmi di apprendimento automatico e la natura della loro "opacità", mettendola in relazione con gli interessi sociologici nella classificazione e nella discriminazione. Ciò fa parte di un riorientamento in corso della borsa di studio sulla "disuguaglianza digitale" che si è spesso concentrata sulla distribuzione di risorse e competenze computazionali ([Hargittai, 2008](#)) ma non, fino a poco tempo fa, sulla questione di come le persone possono essere soggette a classificazione computazionale, invasioni della privacy o altra sorveglianza in modi che sono disuguali tra la popolazione generale e potrebbero violare le tutele normative esistenti ([Barocas e Selbst, 2016](#); [Eubanks, 2012](#); [Fourcade e Healy, 2013](#)).

Le critiche legali all'opacità algoritmica spesso si concentrano sulla capacità di segretezza intenzionale e portano a richieste di regolamenti per imporre la trasparenza. [Pasquale \(2015\)](#) sostiene l'uso di revisori che hanno accesso al codice e possono garantire che le classificazioni non siano discriminatorie. Un altro approccio consiste nell'educare una fascia più ampia della società alla scrittura di codice e alle capacità computazionali per ridurre il problema di una classe omogenea ed elitaria di tecnici che prendono decisioni consequenziali che non possono essere facilmente valutate dai non membri.

Tuttavia, l'opacità degli algoritmi di apprendimento automatico è una sfida a un livello più fondamentale. Quando un computer apprende e di conseguenza costruisce la propria rappresentazione di una decisione di classificazione, lo fa senza tener conto della comprensione umana. Le ottimizzazioni delle macchine basate sui dati di addestramento non si accordano naturalmente con le spiegazioni semantiche umane.

In definitiva, le collaborazioni tra studiosi di giurisprudenza, scienziati sociali, esperti di dominio e scienziati informatici possono eliminare queste difficili questioni di equità nella classificazione alla luce della barriera dell'opacità. Inoltre, le popolazioni di utenti e il pubblico in generale possono dare voce a esclusioni e forme di discriminazione vissuta (algoritmica o di altro tipo) che gli "esperti di dominio" potrebbero non comprendere.¹⁸ L'alleviamento dei problemi della classificazione in scatola nera non sarà ottenuto da un singolo strumento o processo, ma da una combinazione di regolamenti o audit (del codice stesso e, cosa più importante, del funzionamento

degli algoritmi), l'uso di alternative più trasparenti (ad es. open source), l'educazione del grande pubblico nonché la sensibilizzazione di coloro cui è conferito il potere di scrivere tale codice consequenziale. La particolare combinazione di approcci dipenderà da ciò che richiede un dato spazio applicativo.