

Alfio Ferrara, Massimo Parodi, Amalia Salvestrini

MACCHINE PER ANALOGIE
NOTE SUL TRATTAMENTO AUTOMATICO DELL'ANALOGIA

*MACHINES FOR ANALOGIES
NOTES ON AUTOMATIC ANALOGY PROCESSING*

Abstract

Il presente articolo intende riflettere su come l'analogia sia intesa e trattata dalla classe di metodi formali di trattamento dell'informazione che si occupano di analizzare il testo scritto. In particolare, si considera come si possano costruire macchine che "comprendono" le analogie. A tal fine ci si avvarrà di esemplificazioni tratte dal *De Civitate Dei* di Agostino d'Ippona. Le prime indagini compiute su tale *corpus*, seppure limitato, conducono a riflettere sulla portata teorica e storiografica del trattamento automatico dell'analogia anche nel formulare o avvalorare ipotesi interpretative.

This article aims to reflect on how analogy is understood and treated by the class of formal information processing methods that deal with analysing written text. In particular, we consider how machines that 'understand' analogies can be constructed. For this purpose, exemplifications from Augustine of Hippo's De Civitate Dei will be used. The initial investigations carried out on this corpus, albeit limited, lead one to reflect on the theoretical and historiographical significance of the automatic treatment of analogy also in formulating or supporting interpretative hypotheses.

Keywords

Analogia; Trattamento automatico del linguaggio naturale; Reti neurali; Storiografia; Agostino d'Ippona

Analogy; Natural Language Processing; Neural networks; Historiography; Augustine of Hippo



In questo lavoro affronteremo il tema dell'analogia nella sua accezione di figura retorica del linguaggio. Questa prospettiva ci consentirà infatti di riflettere su come l'analogia venga intesa e trattata da quella classe di metodi formali di trattamento dell'informazione che si occupano di analizzare il testo scritto. In particolare, vedremo come si possano costruire macchine che "comprendono" le analogie¹. In tale contesto è bene dunque precisare che, parlando di linguaggio, intendiamo riferirci al linguaggio naturale, contrapposto al linguaggio formale della logica matematica e dei linguaggi di programmazione, per fare due esempi. In particolare poi, ci occuperemo di linguaggio scritto, scelta che ci consentirà di affrontare il tema dell'analogia analizzando il testo del *De Civitate Dei* di Agostino di Ippona.

La scelta di Agostino è motivata dal linguaggio spesso ricco di analogie e di metafore. Non solo, nel pensiero agostiniano l'analogia è elemento strutturale della visione stessa dell'essere, in quanto sono rapporti analogici che ne collegano i diversi piani: la struttura trinitaria di Dio, il mondo regolato secondo i criteri di *misura, numero e peso*, l'anima umana articolata in memoria, conoscenza e volontà. Inoltre l'analogia gioca un ruolo fondamentale anche come strumento di ricerca, dal momento che il progresso del sapere si effettua tramite progressive acquisizioni analogiche, dal più noto al meno noto². Il *De Civitate Dei* presenta la peculiarità qui rilevante che si presta a diverse interpretazioni delle due città, dove l'analogia acquisisce un rilievo specifico. Secondo una certa linea interpretativa, delineando una *metafisica della relazione*, la città celeste può

¹ Useremo spesso in questo lavoro il termine "macchina" come termine generico per denotare al tempo stesso soluzioni algoritmiche, modelli matematico-statistici dell'informazione, procedure automatiche e persino strumenti e applicazioni software in tutti i casi in cui la distinzione fra metodo informatico e programma informatico non sia rilevante.

² Sull'analogia come struttura e strumento di ricerca, si veda: M. Parodi, *Il paradigma filosofico agostiniano. Un modello di razionalità e la sua crisi nel XII secolo*, Lubrina Editore, Bergamo 2006.

essere intesa come il potenziamento delle caratteristiche della città terrena nella sfera dell'eterno³.

Il problema di costruire macchine che sappiano utilizzare il linguaggio naturale è uno dei problemi fondativi dell'intelligenza artificiale, intesa come disciplina che si pone l'obiettivo di costruire macchine capaci di eseguire compiti considerati tipici dell'intelligenza umana in modo abbastanza accurato da essere apparentemente intelligenti. Il termine stesso di *intelligenza* nell'intelligenza artificiale è da intendersi come un'analogia. L'intelligenza delle macchine non è mai e da nessuno seriamente intesa come la stessa intelligenza a cui ci riferiamo pensando agli esseri umani. L'intelligenza delle macchine è piuttosto un analogo dell'intelligenza umana, nel senso che ha in comune con essa solo i compiti che affronta e il fatto che le soluzioni trovate siano paragonabili a quelle che troverebbero gli esseri umani. Allo stesso modo è quindi da intendersi in questo contesto l'espressione *comprendere il linguaggio naturale*. In genere, il termine *comprendere* nell'uso comune presuppone una qualche forma di coscienza o di concetto che deriva dal linguaggio e che ci permette di usarlo proficuamente. Nella prospettiva dell'intelligenza artificiale, l'idea che anche una macchina abbia qualcosa di simile

³ Questa lettura è proposta in M. Parodi, *La città di Dio e la storia. Escatologia e metafora in Agostino*, in "Filosofia e teologia" 32/3 (2018), pp. 528-538. Si richiama qui la tesi centrale che motiva a livello teorico la scelta del *De Civitate* per questo studio (ivi, pp. 534-535): *Assumendo questo punto di vista, della centralità dell'analogia, per quanto riguarda sia la prevalenza di una prospettiva metafisica della relazione sia il processo stesso della conoscenza, si può utilmente fare riferimento a quelle che si potrebbero definire regole tecniche dell'analogia come figura retorica ... esiste una città stabile in eterno, fuori del tempo, e tuttavia, come si è detto, esiste una seconda relazione, e cioè quella tra due tipi di valori che si contrappongono all'interno della nostra esperienza della vita sociale ... Se ... consideriamo più nota la relazione empirica fondata sulla nostra esperienza conoscitiva, quella – si potrebbe dire – che prevale all'interno di una metafisica della relazione, allora la terminologia che si richiama al trascendente sembra assumere un valore metaforico ... si può immaginare un modello di città che possiede i caratteri giudicati positivi, rendendo così più efficace il momento in cui parleremo degli uomini buoni che incontriamo nella vita come di una città di Dio.*

a un concetto o una coscienza del contenuto del testo non è in sé né giusta né sbagliata; essa è semplicemente irrilevante. L'obiettivo di gran parte della ricerca in questo campo in effetti non è quello di indagare la comprensione delle macchine, quanto quello di produrre macchine che svolgano adeguatamente i compiti per cui sono progettate⁴. La principale conseguenza di questo approccio così pragmatico è che quando valutiamo una macchina che legge o scrive un testo, ciò che prendiamo in considerazione è esclusivamente il fatto che la reazione della macchina funzioni, sia credibile e ottenga l'obiettivo. In fondo se Alexa o Siri, per citare due esempi famosi di macchine parlanti, fanno ciò che chiediamo loro, non è troppo interessante per noi sapere se ci hanno davvero capiti. O meglio, ci accontentiamo di considerare comprensione il fatto che facciamo proprio quel che ci aspetteremmo.

La branca dell'intelligenza artificiale che si occupa di trattamento del linguaggio naturale va sotto il nome di *Natural Language Processing* o *NLP*. Si tratta, come si diceva, di una delle branche da sempre più rilevanti nel contesto dell'intelligenza artificiale, se non altro perché gran parte della comunicazione e della conoscenza umana prende la forma di testo scritto in un linguaggio naturale, più specificamente in una delle lingue che sono o sono state parlate e scritte nella storia dell'uomo.

Il problema del linguaggio naturale è particolarmente difficile per molte ragioni, delle quali qui ne interessano principalmente due. In primo luogo il linguaggio naturale è estremamente vario e le sue regole, sintattiche, semantiche e pragmatiche, sono in molti casi ambigue e implicite. Anche il ricevente umano è abituato a que-

⁴ Recentemente questo tema ha acquisito un nuovo rilievo, soprattutto a causa della necessità sempre più forte di garantire che le macchine operino scelte che si possano considerare pienamente comprensibili e trasparenti. Ne è nato un florido filone di ricerca che mira alla spiegabilità (*explanation*) della decisione automatica. Rimandiamo il lettore a R. Guidotti, A. Monreale, S. Ruggieri, F. Turini, F. Gianotti, D. Pedreschi, *A survey of methods for explaining black box models*, in "ACM computing surveys (CSUR)", 51/5 (2018), pp. 1-42.

sta imprecisione o forse, meglio, flessibilità della lingua. Una frase con qualche errore sintattico, con un uso improprio del significato di parole e espressioni, rimane comprensibile. Sul piano pragmatico poi, una parte della capacità degli esseri umani di capirsi usando la lingua passa per contenuti che rimangono impliciti nell'espressione linguistica. Non c'è bisogno di specificare che siamo riposati quando diciamo che abbiamo dormito profondamente, si può lasciare la questione del riposo in quel campo di informazione implicita che quasi certamente il nostro interlocutore darà per scontata sentendoci parlare o scrivere di sonno profondo. Questa caratteristica di elasticità della lingua ci conduce al secondo problema interessante per noi: il linguaggio figurato⁵.

Dal momento infatti che i significati si possono allargare e deformare, la lingua può essere usata per accostare in modo insolito e letteralmente improprio le espressioni, creando spesso nuovi significati e ampliando anche la capacità espressiva della lingua. Qui per noi anche l'analogia rientra in queste stranezze, anche quando non deforma i significati in senso figurato, ma crea e sfrutta le relazioni fra i significati delle parole. Per semplicità ma senza perdere troppo di generalità, concentreremo l'attenzione in modo particolare sugli aspetti del problema che si possono trattare dal punto di vista lessicale. Ci occuperemo insomma soprattutto di parole e nel loro significato.

Parole e significati

Per comprendere perché il linguaggio figurato sia un tema così difficile dal punto di vista del NLP, occorre partire da una consi-

⁵ L'idea che l'indeterminatezza semantica del linguaggio sia colmabile dal contesto trova espressione filosofica in diversi autori del Novecento, si veda ad esempio: U. Eco, *Lector in fabula*, Bompiani, Milano 1979, p. 52: *Il testo è ... intessuto di spazi bianchi, di interstizi da riempire, e chi lo ha emesso prevedeva che essi fossero riempiti ... Un testo vuole che qualcuno lo aiuti a funzionare.*

derazione di fondo sul significato delle parole e su come si possa insegnare questo significato a una macchina. Nel linguaggio figurato infatti è proprio sull'uso insolito del significato delle parole che si gioca per produrre nuovo senso o, come nel caso dell'analogia di proporzione (quella di cui qui ci occuperemo), sulla capacità di mettere in relazione fra loro i significati, spesso impliciti. Se ad esempio dico che *Parigi sta alla Francia come Roma sta all'Italia* o, in forma più contratta, che *Roma è la Parigi d'Italia*, mi riferisco alla comune proprietà di Roma e Parigi di essere capitali di uno Stato, l'Italia in un caso e la Francia nell'altro⁶. Tale proprietà è parte del significato delle parole *Parigi* e *Roma* così come è parte del significato dei termini *Francia* e *Italia* di essere nomi di Stati e che gli Stati hanno usualmente delle capitali. Ciò che balza all'occhio è il fatto che la comprensione di un'analogia richiede una conoscenza estesa del significato dei termini coinvolti. Questo è importante ai fini dell'automazione perché non tutte le funzioni del linguaggio pongono questa necessità. Ad esempio, la ricerca di una parola in un testo può essere eseguita da una macchina come da un essere umano prescindendo del tutto dal significato del termine. Si tratta in fondo di trovare una certa successione di caratteri nella successione più ampia di caratteri che costituisce l'intero testo. Se vogliamo poi che la ricerca sia efficace anche a fronte delle varianti morfologiche del termine che stiamo cercando, possiamo riferirci alla radice del termine stesso, che però ancora non richiede di comprenderne il significato. Anche nel caso della ricerca però ci sono livelli di operatività della macchina che invece non possono prescindere dal significato, come ad esempio nel caso in cui si voglia includere nella ricerca anche tutti i sinonimi della parola cercata.

In definitiva, c'è un livello di funzionamento della macchina in cui essa necessita del significato. Il tema diventa quindi quello di dotare una macchina di questa particolare comprensione. Il modo che può apparire più immediato è quello di mettere a disposizione

⁶ Scriveremo spesso questo tipo di analogie nella forma $A : B = C : D$, ovvero nel caso in questione Parigi : Francia = Roma : Italia.

della macchina un dizionario o, come spesso lo si chiama in ambito informatico, una base di conoscenza (*knowledge base*) o, tradendo la matrice filosofica di questa impostazione, un'ontologia (*ontology*). Dietro questa terminologia si nasconde un'idea molto semplice: possiamo inserire in un database tutte le parole di una lingua e associare a ognuna i suoi molteplici significati. Per ogni significato, possiamo poi inserire una o più definizioni, diversi esempi d'uso e anche le relazioni che quel significato ha con altri significati di altre parole. Dunque possiamo immaginare che questo particolare database contenga i termini *Roma* e *Parigi*, fra i cui significati comparirà quello di capitale di uno Stato. Allo stesso modo avremo una rappresentazione esplicita dei termini *Francia* e *Italia* come nomi di Stati e di Stato come istituzione dotata di una capitale. Ecco che l'analogia da cui siamo partiti si risolve attraverso una ricerca entro questo database. La macchina può interrogare il database, scoprire che *Roma* e *Parigi* fra i loro significati hanno quello di essere capitali. Poi scoprire che *Francia* e *Italia* hanno la caratteristica di avere una capitale. E infine, grazie a questo significato di capitale che le due aree semantiche hanno in comune, comprendere l'analogia. Ricordiamo che qui comprendere significa saper fare. Perciò, in termini pratici possiamo immaginare che il problema si ponga così: cosa sta all'Italia come Parigi sta alla Francia? O ancora: qual è la Parigi d'Italia? Di nuovo, interroghiamo il database, scopriamo che Parigi è la capitale di Francia e dunque cerchiamo nel database la capitale d'Italia e risolviamo il problema posto dall'analogia.

Apparentemente tutto bene dunque, ma vale la pena di osservare questa idea di significato un po' più da vicino. Come prima cosa occorre dire che l'idea che abbiamo descritto è stata l'idea centrale nelle applicazioni di NLP per tutta la cosiddetta prima generazione dell'intelligenza artificiale, chiamata a volte *IA simbolica*. Prima infatti che i metodi di apprendimento automatico di cui parleremo qui si mostrassero efficaci, l'idea dominante era quella di creare sistemi essenzialmente deduttivi, i quali, dotati di una base di conoscenza sufficientemente estesa della lingua, avrebbero dovuto interpretare il

linguaggio naturale sulla scorta di tale conoscenza, come nel nostro esempio. Dal punto di vista filosofico, e sempre per fare delle analogie, questa impostazione si basa sull'idea che le parole abbiano un significato in sé e che questo significato coincida con ciò che esse denotano, sia esso un oggetto concreto o un concetto astratto. Per continuare la nostra analogia, il significato delle parole ricade perciò nella categoria aristotelica di sostanza nella quale sono gli enti a cui le parole si riferiscono. Il modo infine in cui traduciamo questa idea nei termini in cui può comprenderla e sfruttarla una macchina è il database, un archivio digitale di concetti, significati e relazioni fra concetti. Per completezza è bene dire che ciò non implica che questo database universale dei significati debba necessariamente essere costruito manualmente e debba contenere solo significati letterali o relazioni semantiche. Possiamo infatti far rientrare in questa famiglia di metodi di NLP anche l'ampia e importante tradizione della cosiddetta linguistica dei *corpora*, nella quale relazioni, significati e usi delle parole sono evinti da ampi *corpora* testuali per mezzo di metodi statistici. Osservando per esempio le co-occorrenze dei termini in esempi reali di testi possiamo ricavare informazione sulla relazione fra tali termini che può essere non necessariamente solo semantica, ma anche una relazione d'uso, pragmatica, in cui una parola è semplicemente utilizzata spesso con un'altra, in modo statisticamente significativo. In alcuni casi questo può anche aiutarci con l'analogia di proporzione senza passare da una definizione esplicita del significato. Possiamo ad esempio osservare che Parigi e Francia sono spesso usate insieme in specifici contesti, nei quali contesti succede che anche Roma e Italia siano usate spesso insieme. Il punto veramente importante di questo approccio però non è legato alla nozione di significato che scegliamo, se cioè esso sia costituito da una definizione logico-formale o solo dall'osservazione statistica, ma piuttosto il fatto che tale definizione preceda il testo, sia cioè data a priori come conoscenza al sistema nella forma di database.

Veniamo dunque a quel che non funziona di questa idea. Un primo problema, facilmente intuibile, è costituito dalla vastità e varietà

del linguaggio naturale. La costruzione di un database quale servirebbe nel nostro caso è perciò un compito molto complesso. Ciò comporta una seconda difficoltà, perché tanto più è vasto l'insieme di significati che associamo a una parola e tanto più è difficile per la macchina capire quale di questi significati utilizzare nel tentare di comprendere un testo. Questa difficoltà di disambiguazione del significato delle parole diventa poi ancora più rilevante quando si tratta di interpretare il linguaggio figurato nel quale si ricorre spesso, volutamente, al significato meno ovvio di una parola nel contesto in cui è usata. A queste difficoltà di natura pratica possiamo poi aggiungere alcune difficoltà più teoriche. In primo luogo dobbiamo chiederci se il nostro sistema di catalogazione dei significati possa in linea di principio mai considerarsi completo. La lingua, lo abbiamo detto, è varia, mutevole e lascia spazio a usi creativi delle parole. Tale flessibilità è anche una caratteristica cruciale per l'evoluzione della lingua che muta e si adatta a nuove realtà da rappresentare. Ora, non è difficile cogliere una contraddizione di fondo fra l'idea di un database universale dei significati dato a priori e la caratteristica del linguaggio naturale di avere senso nel momento in cui viene usato. A ciò si aggiunga il fatto che la continua aggiunta di nuovi significati e sfumature di significato al database di cui abbiamo parlato finirebbe per trasformare l'idea di significato, inteso come insieme limitato di entità associate alle parole, in un pulviscolo di intricate relazioni fra sfumature di significato che si intrecciano, di fatto rendendo il database sempre meno un catalogo e sempre più una intricata rete di relazioni che porremmo più volentieri sotto la categoria di relazione che non di sostanza.

Quali che siano le difficoltà prevalenti, pratiche o teoriche, rimane il fatto che quasi nessuna delle moderne tecnologie di NLP che usiamo tutti i giorni (es. *chatbot*, assistenti automatici, correttori automatici, generatori di testo) è più basata su questa idea di conoscenza del sistema nella forma di un database di significati. Ciò non significa che questi metodi non siano utili e, anzi, spesso le soluzioni che adottiamo non sono basate su essi in modo esclusivo, ma piuttosto

sto utilizzano basi di conoscenza e database lessicali come strumenti di complemento nella comprensione del linguaggio naturale. Il modello teorico e la tecnologia che però è oggi prevalente nel campo dell’NLP è come vedremo basata su un presupposto completamente diverso e sull’idea che la macchina, piuttosto che essere dotata dei significati delle parole, li possa apprendere da sola.

Apprendimento automatico

I metodi di apprendimento automatico o *machine learning* si basano sull’idea che una macchina, se dotata di un numero sufficiente di esempi e osservazioni su un fenomeno di realtà, possa apprendere da essi e imparare a svolgere compiti complessi. Vi sono tre principali classi di metodi per l’apprendimento automatico, ma ai fini di questo lavoro noi ne considereremo uno in particolare che va sotto il nome di *apprendimento supervisionato*. In estrema sintesi si tratta di questo: forniamo alla macchina un insieme di dati (*dataset*) di allenamento, detto *training set*. Per capire come funziona prendiamo ad esempio un problema di classificazione del testo. In particolare, vogliamo insegnare a una macchina a associare a una parola la lingua a cui questa appartiene. Nel *training set* vi sarà un numero, preferibilmente grande, di esempi di classificazione corretta. Quindi avremo un elenco di parole, ognuna associata alla lingua corrispondente. L’apprendimento automatico consiste nell’imparare dagli esempi come associare la parola alla lingua, utilizzando le associazioni parola-lingua corrette del *training set* per correggere progressivamente gli errori. Al termine dell’allenamento, se tutto è andato bene, la macchina avrà appreso il criterio corretto per associare parole e lingue e sarà perciò pronta a categorizzare correttamente parole non già incluse nel *training set* e perciò di cui ancora non conosciamo la lingua.

Ci sono molti modi per far sì che questa idea funzioni e fra i tanti noi ne vedremo in particolare uno che va sotto il nome generale

di *rete neurale*. Ma prima, occorre comprendere come il testo e le categorie (le diverse lingue nel nostro esempio) si possano rendere leggibili a una macchina e come questa possa trasformare le une nelle altre. Il punto chiave qui è comprendere che le operazioni di trasformazione che possiamo richiedere a una rete neurale sono operazioni matematiche che, in quanto tali, lavorano con numeri. Perciò il primo passaggio è quello di trasformare sia l'input (le parole nel nostro esempio) sia l'output (le lingue) in una rappresentazione numerica. Abbiamo anche in questo caso molti modi per farlo, ma ne vedremo uno che sarà particolarmente utile per il nostro problema di studio delle analogie.

Partiamo dalle parole. Esse sono fatte di lettere e un modo molto semplice per rappresentarle è di immaginare una lista di numeri (che chiameremo più correttamente *vettore*) che abbia la stessa lunghezza dell'alfabeto. Presa una parola, inseriremo nel vettore il valore zero in corrispondenza di tutte le lettere che non sono contenute nella parola, mentre per le lettere che compongono la parola inseriremo nella posizione corrispondente del vettore il numero di occorrenze della lettera in questione. Vediamo un esempio con la parola ABACO:

Parola	Vettore									
	A	B	C	D	E	...	N	O	...	Z
ABACO	2	1	1	0	0	...	0	1	...	0

Come si vede dall'esempio, la parola è ora corrispondente a un'entità matematica, il vettore. Questo vettore ha anche una interessante interpretazione geometrica. Possiamo infatti vederlo come un punto in uno spazio a più dimensioni, in cui, in particolare, abbiamo una dimensione per ogni lettera dell'alfabeto. Si tratta della stessa idea con cui possiamo rappresentare dei punti in uno spazio a due dimensioni nel piano cartesiano. Prendiamo un vettore di lunghezza 2 in quel caso e interpretiamo il primo numero come la coordinata del punto su uno degli assi del piano cartesiano e il secondo numero

come la coordinata sull'altro asse del piano cartesiano. Nel nostro caso l'unica differenza è che di assi dello spazio e di coordinate ne abbiamo tante quante le lettere dell'alfabeto. Così però come facciamo coi punti del piano cartesiano, anche qui possiamo misurare la distanza fra parole calcolando la distanza dei rispettivi vettori. È facile vedere che se due vettori (o punti nello spazio multidimensionale) coincidono, si tratta di due parole che contengono esattamente le stesse lettere nella stessa proporzione⁷. Più le parole sono invece diverse in termini di lettere e frequenza delle lettere e più saranno distanti i corrispondenti vettori.

Ora siamo pronti a fare qualcosa di simile anche per le lingue. Essendo però il novero delle possibili lingue relativamente ridotto, possiamo adottare una strategia diversa. In questo caso, creiamo un vettore che ha per dimensione il numero totale di possibili lingue, in modo che ogni posizione nel vettore corrisponda a una specifica lingua. Per rappresentare una lingua dunque basterà mettere il valore uno in corrispondenza della posizione di quella lingua nel vettore e il valore zero in tutte le altre posizioni.

Una volta ottenuta questa rappresentazione matematica sia dell'input che dell'output (parole e lingue) siamo pronti a insegnare alla rete neurale a mettere in corrispondenza le parole e le lingue. Dato che parliamo di numeri, questa capacità di mettere in corrispondenza può essere immaginata come un insieme di operazioni che una volta eseguite sul vettore di una parola ne alteri i valori in modo tale da ottenere un vettore simile alla lingua corrispondente. Se fossimo capaci di fare questo, avremmo appreso a associare parole a lingue, perché, presa una parola, basterebbe trasformare la parola nel vettore corrispondente, poi applicare le operazioni che abbiamo imparato e così ottenere un nuovo vettore che avrà la stessa lunghezza dei vettori che rappresentano le lingue. In questo nuovo vettore, il numero maggiore sarà poi quello che rappresenta la lingua più probabile per quella parola.

⁷ Ma non necessariamente nello stesso ordine, poiché la modalità di rappresentazione che abbiamo scelto non tiene in alcuna considerazione l'ordine delle lettere.

Ma come impariamo queste operazioni? Supponiamo di disporre di un insieme di numeri che chiameremo *parametri*. In particolare, immaginiamo di avere un parametro per ogni coppia di lettera-lingua, ovvero per ogni corrispondenza fra le posizioni del vettore di input e quelle del vettore di output. Ora, per ogni lingua, moltiplichiamo il valore di ogni lettera in input per il corrispondente parametro e poi sommiamo tutte queste moltiplicazioni. Così facendo otterremo un valore per ognuna delle lingue del vettore di output e così avremo trasformato il vettore della parola nel vettore delle lingue e potremo vedere quale lingua abbia il valore maggiore. Ma che garanzia abbiamo che questa serie di operazioni ci dia la lingua giusta? Come si può facilmente intuire, tutto dipende dai parametri. Probabilmente ci sono dei valori numerici di questi parametri che fanno tornare i conti, ovvero che trasformano i vettori delle parole nei vettori delle lingue con i numeri alti al posto giusto. Ma come trovarli?

Trovare il valore migliore di questi parametri è il cuore del processo di apprendimento. Tralasciando gli aspetti più tecnici, la faccenda funziona così: prima di tutto assegniamo ai parametri dei valori casuali. Come è facile immaginarsi, il risultato sarà pessimo e la predizione della lingua di una parola sarà casuale. Però, avendo il *training set*, possiamo misurare quanto è grande l'errore di questa prima predizione casuale. La misura dell'errore è importante perché a quel punto possiamo usare alcuni metodi matematici per sapere in che modo si possano modificare i parametri per ottenere un errore un po' più piccolo. Grazie a questo possiamo quindi correggere i parametri e riprovare. Di nuovo misuriamo l'errore e ancora correggiamo i parametri. Ripetiamo questo passaggio di controllo e correzione fino a ottenere un errore sufficientemente piccolo. A quel punto il processo di apprendimento sarà concluso. In questo contesto, abbiamo tralasciato diversi passaggi per concentrarci sull'idea principale, ma la cosa che veramente ci interessa capire ai fini del nostro lavoro sull'analogia è che la conoscenza che la rete neurale ha appreso coincide completamente con i parametri che sono stati

calcolati. La prossima volta che chiederemo alla rete di fare una predizione sulla lingua di una parola, si tratterà infatti di applicare quegli stessi parametri al vettore della parola in input e ottenere il vettore che ci dice qual è la lingua giusta.

Semantica distribuzionale

Per vedere come ciò che abbiamo discusso sulle reti neurali ci possa essere utile per il trattamento automatico dell'analogia manca ancora un passaggio. Dobbiamo infatti liberarci dell'idea di significato delle parole come ontologia o database dei significati in favore di una nozione di significato che non sia data alla macchina, ma che la macchina possa autonomamente apprendere da un *corpus* di documenti, in modo da ovviare alle difficoltà di completezza e flessibilità poste dal database di significati. Ci viene in soccorso una teoria linguistica che va sotto il nome di *semantica distribuzionale*⁸. Semplificando moltissimo, l'idea cruciale qui è che il significato delle parole sia completamente definito dal contesto in cui queste sono usate. È cioè il gioco delle relazioni contestuali fra parole a definirne il significato e non piuttosto gli oggetti o i concetti che le parole denotano. Ne consegue che una parola può avere molti significati, anzi, volendo radicalizzare il ragionamento, un significato per ogni uso che se ne fa e che questi significati però siano fortemente dipendenti dal contesto. Collezionando le parole che vengono usate insieme a una parola se ne comprende il significato. Vi sono anche alcune interessanti conseguenze di questo modo di pensare: in primo luogo, nessuna parola è veramente priva di significato, purché sia usata in un qualche contesto linguistico; in secondo luogo, e questo è ciò che ci interessa di più, non serve un dizionario, un'ontologia

⁸ G. Boleda, *Distributional semantics and linguistic theory*, in "Annual Review of Linguistics" 6 (2020), pp. 213-234; R. Feng, C. Yang, Y. Qu, *A word embedding model for analyzing patterns and their distributional semantics*, in "Journal of Quantitative Linguistics" 29/1 (2022), pp. 80-105.

o un database per conoscere i significati di una parola. Essi si possono apprendere semplicemente osservando come una parola entra in relazione con un'altra in un *corpus* testuale. Perciò possiamo immaginare che la nostra macchina per apprendere possa fare il lavoro per noi. Va anche notato che, quando diciamo che sono le relazioni fra parole che contano in un contesto, non stiamo semplicemente dicendo che le co-occorrenze fra parole in una stessa frase siano sufficienti a definirne il significato. Prendiamo ad esempio le parole *medico* e *dottore*. In alcuni contesti, queste parole possono essere usate quasi come sinonimi, eppure difficilmente nella stessa frase useremo entrambe. Però *medico* sarà usata spesso insieme a parole quali *paziente* o *ambulatorio*. *Dottore*, in questo contesto, potrà essere usata insieme a *malato* o *ospedale*. E ancora *ospedale* e *ambulatorio*, come *malato* e *paziente*, saranno usate insieme e quindi, risalendo la catena di affinità di significato, arriveremo a mettere in relazione *dottore* e *medico*. Questo, beninteso, purché questa analisi sia condotta su un *corpus* di documenti che parli di medicina e malati, perché se invece abbiamo a che fare con documenti giuridici ad esempio, il termine *dottore* acquisirà probabilmente un significato del tutto diverso, perché di accompagnerà a parole diverse.

Tutto questo, ovvero il significato come relazione, l'esclusiva dipendenza dal contesto, e la derivabilità del significato dai dati, ovvero dai documenti, si presta straordinariamente bene a essere appreso da una macchina. Si tratta solo di capire come usare una rete neurale per questo scopo. Partiamo in primo luogo dall'idea che per comprendere il significato occorre conoscere il contesto. Perciò immaginiamo di prendere ogni documento del *corpus* a cui siamo interessati e, per ogni parola, associarle l'insieme delle parole che sono usate prima e dopo di essa entro una finestra di parole che useremo come approssimazione del contesto. In questo modo possiamo ottenere da un *corpus* una lunga lista di coppie di parole, in cui le due parole compaiono una nel contesto dell'altra. Perciò potremmo avere l'idea che se insegniamo a una rete neurale a predire la parola del contesto di una parola data, ovvero se per ogni coppia di parole usiamo la

prima come input e la seconda come obiettivo dell'apprendimento (come abbiamo fatto per parole e lingue), allora la rete avrà in qualche modo compreso il significato nell'accezione distribuzionale di cui abbiamo discusso prima.

Per realizzare questa idea in primo luogo rappresentiamo le due parole come vettori, usando lo stesso metodo usato per le lingue, ovvero definendo un vettore grande quanto il vocabolario dell'intero *corpus* che stiamo esaminando, in cui ogni posizione rappresenti una specifica parola. In questo modo ogni parola corrisponderà a un vettore pieno di zero a eccezione del valore uno nella posizione che corrisponde alla parola in questione. Avremo così un vettore per la parola input e uno per la parola del contesto da predire. Come unica differenza rispetto all'esempio precedente, inseriamo nella rete anche uno strato intermedio (fatto di vettori più piccoli di input e output) fra l'input e l'output e eseguiamo due trasformazioni, una dall'input allo strato intermedio e l'altra dallo strato intermedio all'output. Per il resto il processo di apprendimento funzionerà come si è già detto. La cosa però interessante è che adesso la conoscenza appresa dalla rete non consta più solo dei parametri utilizzati per le trasformazioni, ma anche di questo strato intermedio. Infatti, dopo l'apprendimento, a ogni parola corrisponde un ulteriore vettore, quello dello strato intermedio, e, se la rete funziona bene, evidentemente questo vettore intermedio conterrà una rappresentazione numerica della parola di input che è funzionale e efficace al fine di prevederne il contesto e quindi, secondo la nostra ipotesi distribuzionale, a rappresentarne in significato.

Con qualche differenza e qualche necessaria semplificazione, il modello che abbiamo descritto ora corrisponde a un modello esistente che prende il nome di Word2Vec⁹ e che useremo per tentare di comprendere a macchina il testo agostiniano. Va da subito precisato che questo tipo di modelli ha alcuni limiti che nascono proprio

⁹ T. Mikolov, I. Sutskever, K. Chen, G.S. Corrado, J. Dean, *Distributed representations of words and phrases and their compositionality*, in "Advances in neural information processing systems" 26 (2013).

dall'impostazione che abbiamo descritto. Il principale che qui è interessante è che dal momento che ad ogni parola corrisponderà un solo vettore di significato, il modello gestisce molto male la polisemia. Ci sarà infatti un solo vettore di significato e sarà il significato che ha prevalso in quel *corpus* su cui il modello è stato allenato. Ci sono ad esempio altri modelli che riescono ad associare più vettori di significato a un termine, specificamente uno per ogni occorrenza, ma che lasceremo fuori da questa discussione¹⁰.

Word2Vec e la Città di Dio

Grazie dunque a una nozione di significato che si presta a essere appresa esclusivamente dai dati e grazie a un modello matematico che consente di apprendere tale significato in uno spazio geometrico in cui le parole diventano vettori, abbiamo finalmente una macchina a cui fare leggere e auspicabilmente comprendere un testo, almeno per i suoi aspetti lessicali.

Il testo che scegliamo è la *Città di Dio* di Agostino¹¹. Abbiamo considerato l'edizione italiana del testo che è stata sottoposta a un processo di pretrattamento del testo con cui si sono eliminate le differenze fra caratteri maiuscoli e minuscoli, e la punteggiatura, e infine si è considerato, per ogni parola, il corrispondente lemma. Abbiamo inoltre deciso, per alcune espressioni come ad esempio

¹⁰ A. Vaswani, N. Shazeer, N. Parmar, J. Uszkoreit, L. Jones, A.N. Gomez, *et alii*, I. Polosukhin, *Attention is all you need*, in "Advances in neural information processing systems" 30; B. Li, T. Liu, Z. Zhao, B. Tang, A. Drozd, A. Rogers, X. Du, *Investigating different syntactic context types and context representations for learning word embeddings*, In *Proceedings of the 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, Association for Computational Linguistics, Copenhagen 2017, September, pp. 2421-2431.

¹¹ Abbiamo scelto un'edizione italiana principalmente per evitare problemi di lemmatizzazione. L'edizione di riferimento (Agostino, *La città di Dio*, tr. it. di D. Gentili, Città Nuova, Roma 1997) è disponibile online: <https://www.augustinus.it/italiano/cdd/index.htm>.

città terrena o *città celeste* di farle apprendere alla macchina come parole uniche, in modo da ampliare il vocabolario della macchina stessa. Occorre precisare che queste operazioni di pretrattamento del testo non sono in genere necessarie purché Word2Vec apprenda correttamente le relazioni semantiche fra le parole stesse, riuscendo anche a riconoscere come simili le diverse varianti morfologiche di una stessa parola. Perché tuttavia ciò avvenga è in genere necessario disporre di un *corpus* testuale molto più ampio di un solo testo, ancorché corposo come la *Città di Dio*. Per ottenere dunque risultati che ci consentissero di illustrare il trattamento automatico dell'analogia utilizzando un solo testo è stato necessario ridurre la varietà lessicale introducendo la lemmatizzazione e l'eliminazione di maiuscole e punteggiatura.

Una volta allenato il modello lungo 25 *epoche*, ovvero 25 iterazioni del processo di apprendimento sopra descritto, disponiamo di un vettore per ogni parola del testo. Come abbiamo già avuto modo di osservare, un vettore numerico di una singola parola non dice in sé nulla del significato della parola stessa. Tuttavia, il vettore, come si ricorderà, rappresenta un punto in uno spazio a molte dimensioni. È perciò possibile valutare la distanza fra il punto in questione e tutti gli altri punti, ovvero fra una parola e tutte le altre parole. Ci imbattiamo così in una prima interessante proprietà di questi vettori, ovvero il fatto che la loro distanza nello spazio multidimensionale è inversamente proporzionale alla affinità semantica delle parole corrispondenti. Detto in altri termini, più due vettori sono vicini e più le corrispondenti parole sono simili nel significato. Ci sono naturalmente molte metriche con cui calcolare la distanza fra due punti, ma questo per noi non è troppo rilevante. Ne adotteremo una, la cosiddetta *cosine similarity* che ha valore 1 quando due punti sono coincidenti e -1 quando sono massimamente distanti. Valori quindi di questa similarità prossimi a 1 indicheranno una forte affinità semantica fra le parole che corrispondono ai vettori considerati. A titolo di esempio, nel nostro modello della *Città di Dio* le parole *Gerusalemme* e *Gerusalemme terrena* hanno una similarità con valore

0.75, mentre *Gerusalemme* e *Roma* solo 0.11.

Possiamo quindi sfruttare questa proprietà dei vettori per iniziare a esplorare il testo. Per farlo, abbiamo scelto di iniziare da 12 parole, ovvero *città*, *re*, *gerusalemme*, *chiesa*, *roma*, *popolo*, *stato*, *mondo*, *cielo*, *impero*, *babilonia*, *regno*. Di ognuna, riportiamo di seguito le cinque parole più simili secondo il modello del testo che abbiamo costruito:

città	città terrena	esule	glorioso	illustre città	città santo
re	espulsione	inaco	profetare	destituzione	sovrano
gerusalemme	gerusalemme terrena	sion	samaria	stefano	Libera città
chiesa	chiesa cattolica	cattolica	sacramento	slegare	persecuzione
roma	saccheggio	alba	troia	ostilio	goti
popolo	nazione	razza	israele	popolo ebraico	popolo romano
stato	eticamente	amministrazione	stato romano	attuale	roboamo
mondo	mondo intero	mondo visibile	mondo stesso	visibile	giano
cielo	astro	ascensione	elevare	nuovo cielo	stella
impero	provincia	assiria	imperatore	asia	romano
babilonia	adolescenza	cattività	giudea	confusione	samo
regno	saul	venite	benedetto	scriba	rinviate

A una prima rapida osservazione si colgono alcune informazioni significative: a proposito di *città* è interessante che già dai primi risultati si sottolinei la dialettica concettuale tra città terrena e città celeste con la sua dimensione temporale (*esule*). Il termine *re* presenta una relazione stretta con *profetare*, suggerendo così, nel riferimento a tale figura, una particolare attenzione all'antico testamento; di *chiesa* sembra vengano sottolineati soprattutto due aspetti e cioè la funzione di amministrare in terra la volontà divina (*legare*) e il destino di essere perseguitata; di *roma* paiono interessare in parti-

colare le origini (*alba, troia, ostilio*) e il saccheggio. A proposito di *mondo* compare *grano*, che fa supporre venga frequentemente associato alla metafora del campo infestato da possibili erbacce; di *cielo* emerge la direzionalità: *ascensione, elevare*, mentre incuriosisce l'associazione di *babilonia* e *adolescenza* di cui a prima vista non si riesca a immaginare il motivo.

Come vediamo dunque la rappresentazione vettoriale appresa dalla macchina consente di rappresentare il significato dei termini nell'accezione già discussa di relazione con altri termini. Questa particolare accezione del significato è ancora più evidente se non ci limitiamo a considerare i soli termini più vicini ai termini di interesse, ma da quelli vicini allarghiamo l'osservazione ai vicini dei vicini, costruendo un grafo di relazioni terminologiche che fornisce una prima mappa tematica del testo.

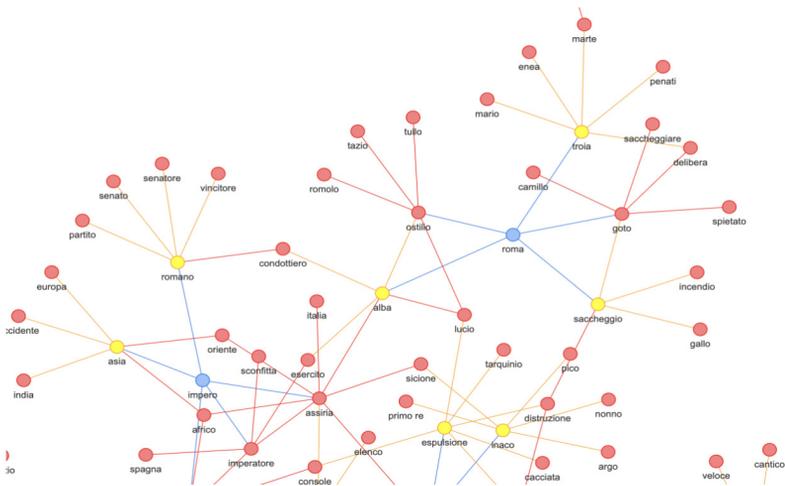


Fig. 1 Una porzione del grafo di relazioni terminologiche in *La Città di Dio*

Le relazioni di *roma* chiariscono bene quanto già si osservava in base alla sola considerazione dei termini più vicini e ci propongono la domanda sul motivo per cui *troia* sembra aprire una rete di relazioni diverse da quelle evidentemente connesse all'idea dell'origine della città.

Si osservino poi le relazioni intorno alla parola *città*.

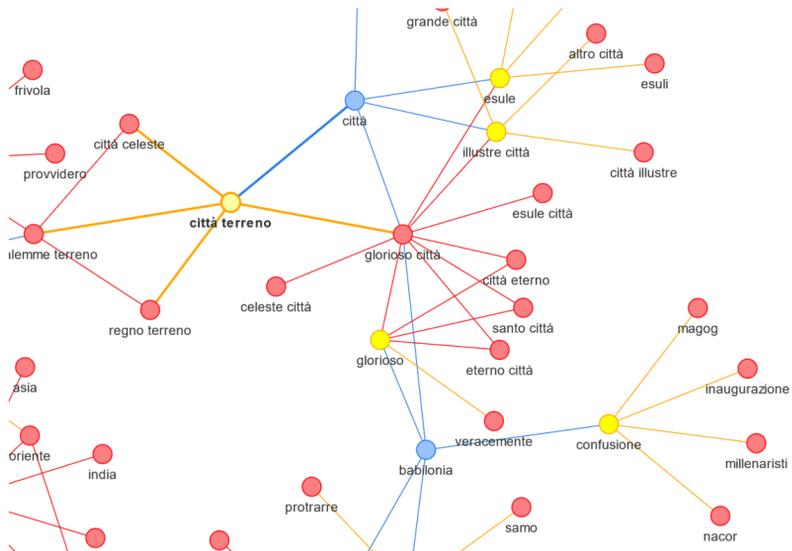


Fig. 2 Una porzione del grafo di relazioni terminologiche in *La Città di Dio*

Nella porzione selezionata del grafo, si concentrano intorno al termine *città* i nuclei semantici centrali del testo. Il termine *città terrena* crea relazioni di similarità con *regno terreno*, *gerusalemme terrena*, *città celeste*, *gloriosa città*, delineando il campo semantico della dialettica tra città celeste e città terrena. A *gloriosa città* si collegano *esule*, *illustre città*, *esule città*, *città eterna*, *santa città*, *eterna città*, *glorioso*, *celeste città*, suggerendo relazioni tra la con-

dizione *esule* della *gloriosa città*, nel mostrare che la polarizzazione eterno / terreno non riguarda termini tra loro radicalmente opposti, quanto piuttosto una compenetrazione di sensi che trova conferma in una lettura non automatica del testo. Se infatti al termine *gloriosa città* sembra prevalentemente associato al polo eterno della relazione, il legame con *esule* stabilisce un rapporto semantico che indica una sua estensione anche nella sfera del temporale. Osservando le relazioni semantiche di *confusione*, nelle parole *babilonia* e *magog* emergono interessanti rapporti con rappresentazioni bibliche che manifestano valori negativi associati alla dimensione terrena. Interessante anche il rapporto tra *confusione* e *millenaristi*.

La caratteristica più sorprendente dei vettori imparati dal modello, e al tempo stesso più utile per avvicinarci alla questione dell'analogia, è la loro cosiddetta *composizionalità*. Con questo termine si intende il fatto che alcune operazioni elementari fra vettori trovano una corrispondenza in (*analoghe* è il caso di dire) operazioni fra significati. Prendiamo ad esempio la somma. Semplificando un po', possiamo vedere la somma fra vettori come un'operazione che ci permette di spostarci nello spazio a partire dal primo vettore in una direzione che dipende dal secondo vettore. Se dovessimo pensare a un corrispondente significato lessicale, dovremmo immaginare di partire dal significato di una parola e spostarci nella direzione del significato di una seconda parola, il cui vettore sommiamo alla prima. Ciò ci fa ottenere un nuovo vettore, il quale molto probabilmente non corrisponderà a una parola specifica appresa dal modello, ma piuttosto a un punto nello spazio dei significati che abbiamo definito. Possiamo però prendere l'elenco delle parole i cui vettori sono più vicini a quel punto e verificare a quale significato corrisponda la somma dei due significati di partenza. Vediamo alcuni esempi:

cristiano + dio = religione, sacrificio, fede, ...

roma + impero = imperatore, saccheggio, romano, ...

chiesa + roma = chiesa cattolica, cattolico, basilica, ...

Come si può vedere da questi esempi, le parole che si ottengono con questo metodo, ovvero le più vicine al vettore che risulta dalla somma dei vettori corrispondenti alle parole addizionate, sono variazioni della prima parola che assorbono e sono condizionate dalla seconda parola.

Analogo risultato otteniamo con la sottrazione. Questa volta però, al primo significato sottraiamo per così dire la componente riconducibile al secondo significato. In altri termini, spostiamo il primo significato in modo da allontanarlo dal secondo. Alcuni esempi:

cristiano – dio = civiltà, insipienza, sciagura, ...
roma – impero = basilica, evirare, mutilare, ...
chiesa – roma = trinità, stefano, sacramento, ...

L'esperimento è particolarmente interessante nel caso della sottrazione; mentre infatti l'addizione tende ad arricchire il significato con altre relazioni appropriate, la sottrazione tende a eliminare le relazioni appropriate, consentendo un'operazione che difficilmente riusciremmo a fare senza l'aiuto del procedimento automatico. Suggestivo il primo esempio secondo cui un cristianesimo senza dio darebbe origine a una civiltà sciocca e inevitabilmente soggetta a sciagure; molto interessante il secondo esempio secondo cui se allontaniamo da *roma* il suo destino imperiale rimangono solo i caratteri che hanno drammaticamente segnato il sacco della città, mentre problematico risulta il motivo per cui la chiesa, allontanata da *roma* fa venire in primo piano un carattere molto particolare come la trinità che inoltre ha grande rilievo nella riflessione agostiniana.

Resta dunque da vedere come questa particolare caratteristica di composizionalità dei significati nel modello matematico appreso dalla macchina possa essere utile per la comprensione delle analogie. A questo scopo, prendiamo in esame un'analogia di proporzione nella forma $A : B = C : D$. Ciò che intendiamo con questa espressione è che il rapporto fra i significati di A e B può considerarsi simile al rapporto fra i significati di C e D. Ne consegue che se immagi-

niamo di togliere a B la componente di significato che lo pone in relazione con A, ovvero se spostiamo il significato di B allontanandolo da A, e vi aggiungiamo il significato di C, ovvero lo spostiamo ulteriormente in direzione di C, possiamo aspettarci di trovare un significato nuovo, simile a D. Per ricorrere a un esempio concreto si immagini l'analogia Francia : Parigi = Italia : Roma. In questo caso l'idea è di allontanare la parola *Parigi* dalla parola *Francia*, sottraendole per dir così ciò che c'è di francese in Parigi, e avvicinarla alla parola *Italia*, costruendo una sorta di *Parigi italiana*. A quel punto ciò che otterremo sarà un vettore che con ogni probabilità non coinciderà esattamente con il vettore della parola *Roma*, ma che a esso sarà però ragionevolmente vicino. Per verificare quindi che un modello catturi efficacemente delle analogie di questo tipo, possiamo utilizzare un test che consiste nel porre un'incognita sull'ultimo termine dell'analogia, nella forma $A : B = C : X$ e verificare quali termini sono per la macchina più simili a X. Questo tipo di test è stato eseguito con successo su Word2Vec che ha dimostrato di riuscire a interpretare correttamente molte analogie nel caso in cui sia stato allenato su un numero molto elevato di dati.

Nel nostro caso i dati sono pochi e si limitano esclusivamente al testo della *Città di Dio*. Nonostante ciò le risposte della macchina ad alcune analogie presentano qualche elemento di interesse. Vediamo di seguito alcuni esempi.

evangelizzazione : chiesa = filosofia : [naturale, definizione, teologia, ...]

cristo : evangelizzazione = filosofia : [teismo, dialettica, mitologia, ...]

cristo : evangelizzazione = paganesimo : [panteismo, tutelari, bugiardo, ...]

chiesa : profezia = stato : [sedizione, amministrazione, libertà, ...]

chiesa : profezia = gerusalemme : [sacerdozio, gerusalemme terrena, veridicità, ...]

roma : annibale = gerusalemme : [vigna, patria, città libera, ...]

roma : enea = gerusalemme : [sion, vigna, aronne, ...]

chiesa : vangelo = re : [salmo, libro, giobbe, ...]

chiesa : vangelo = filosofo : [obiezione, discorso, libro, ...]

Con tutti i limiti del caso, segnalati ripetutamente nella descrizione del lavoro che richiederebbe una quantità molto più estesa di dati su cui fondare l'*apprendimento* da parte della macchina, si può comunque osservare che i risultati presentano un certo interesse e possono persino suggerire analogie non scontate. Assumiamo l'indicazione di Perelman, secondo il quale la metafora è un'analogia condensata, per cui, per ricorrere all'esempio aristotelico, dal momento che funziona l'analogia vecchiaia : vita = sera : giorno possiamo generare le metafore secondo cui la vecchiaia è la sera della vita o la sera è la vecchiaia del giorno. Allora per cogliere il senso delle analogie che abbiamo costruito possiamo provare a produrre le metafore che esse suggeriscono e non si può fare a meno di notare che risultano affascinanti alcune che permettono ad esempio di pensare alla *definizione* come *evangelizzazione della filosofia* o alla *teologia* come *filosofia della chiesa*, alla *predicazione* del vangelo come *filosofia di Cristo* o – e questo è decisamente più affascinante – alla *dialettica* o alla *mitologia* come *filosofia della evangelizzazione*, al *panteismo* come *vangelo del paganesimo*. Se inoltre si comparano le tre analogie che riportano il termine *evangelizzazione* e ci si sofferma sulla polarità da una parte *cristianesimo / filosofia* e dall'altra *cristianesimo / paganesimo*, si nota che per questo ultimo polo alla terza posizione dei termini che la macchina suggerisce come quarto dell'analogia compare una parola (*bugiardo*) connotata negativamente. Per mostrare la possibilità interpretativa del nostro strumento, se si accoglie l'idea che Agostino rimodula la filosofia classica e non il paganesimo, il termine suggerito a macchina sembra confermare l'ipotesi. Quasi ottocentesca risulta l'idea che *sedizione* e *libertà* possano essere *profezie dello Stato*, mentre, se

riferita a *gerusalemme*, la *profezia* si colloca nello spazio semantico di *sacerdozio* e *verità*. Decisamente suggestive le metafore secondo cui *salmi* e *libro* sono il *vangelo del re*, mentre *obiezione* e *discorso* lo sono del *filosofo*.

Altre analogie suonano meno significative e ne siamo altrettanto soddisfatti perché il procedimento che abbiamo cercato di descrivere – *algoritmo* si dovrebbe dire per essere alla moda – non pretende di risolvere il problema, ma si limita a suggerire percorsi, in alcuni casi inaspettati, talvolta interessanti e talvolta no, che possono aiutare a tornare al testo con qualche ipotesi nuova da verificare. Per rimanere in tema potremmo concludere dicendo che la macchina si rivela in questo caso non un sostituto, ma una metafora del pensiero.