



UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI MILANO - BICOCCA

Scuola di Scienze

Dipartimento di Informatica, Sistemistica e Comunicazione

Corso di Laurea Magistrale in Informatica

Sperimentazione Record Linkage

Alberici Federico - 808058

Bettini Ivo Junior - 806878

Cocca Umberto - 807191

Traversa Silvia - 816435

Anno Accademico 2019 - 2020

Indice

Ricerca preliminare	2
Data Quality	2
Metodologia Data Quality	5
Miglioramento	6
Standardizzazione	6
Comparazione stringhe	7
Record Linkage	7
Metodologie record linkage	9
Tools	10
Python Record Linkage Toolkit	10
Pandas	11
Fuzzy Matcher	11
Sperimentazione	12
Dataset	12
Analisi dei dati	12
Data preprocessing	14
Google Maps	15
Risultati	16
Flusso di lavoro per l'Object Identification	18
Metodo 1: Raggruppamenti per attributi simili	19
Metodo 2: Classificazione manuale delle coppie di tuple	21
True Matches	21

Ricerca preliminare

Il progetto che verrà esposto è consultabile alla seguente **repository**.

Data Quality

La consapevolezza del peso che dati di alta qualità hanno nel supportare decisioni informate e, viceversa, delle conseguenze disastrose cui dati inaccurati possono portare, è cresciuta di pari passo con il diffondersi delle fonti informative a disposizione delle organizzazioni, creando sempre più forte l'esigenza di una gestione adeguata della qualità dei dati aziendali. La ricerca sulla qualità dei dati è iniziata correttamente negli anni '90 e varie definizioni di ciò sono state date nel corso degli anni.

Un gruppo di ricerca del MIT, guidato dal professor Wang, ha definito la qualità dei dati come condizione per il loro utilizzo e ha proposto il loro giudizio dipendentemente dai consumatori finali. Allo stesso tempo, hanno definito una "dimensione della qualità dei dati" come un insieme di attributi che rappresentano un singolo aspetto o costrutto della qualità dei dati.

Sono necessarie tecniche di misurazione completa per consentire alle organizzazioni di valutare lo stato della qualità delle informazioni organizzative e monitorarne il miglioramento.

Ma cosa si intende quando si parla di qualità dei dati e come si misura? La qualità dei dati è una caratteristica che ha a che fare con la loro abilità di soddisfare le esigenze e le aspettative implicite o esplicite dell'utente.

Le best practices in questo ambito suggeriscono l'utilizzo di opportune metriche per la definizione e la misurazione della qualità dei dati.

Per quanto riguarda la definizione di metrica ci riferiamo alle definizioni all'interno dello

standard ISO 9126-1 e framework ISM3:

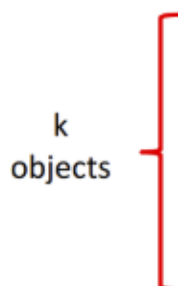
- una procedura (o metodo) di misurazione, cioè un algoritmo che prende l'elemento per misurare e lo associa a misura (sia esso valore ordinale o intervallo);
- una corretta unità di misura (o scala), ovvero di dominio di valori restituiti dalla procedura di misurazione. In generale, è possibile associare diverse metriche a ciascuna dimensione di qualità;

La data quality può essere espressa attraverso molteplici dimensioni. Le dimensioni dei dati nel modello relazionale sono:

- **Accuracy:** l'accuracy di un valore v è definita come vicinanza tra v e un valore v' considerato come corretta rappresentazione del fenomeno del mondo reale. Come metrica alfanumerici strutturati la metrica per l'accuracy sintattica è quella di adottare una funzione di distanza, per esempio la edit distance non normalizzata $UED(v1, v2)$ che rappresenta il numero di inserimenti, cancellazioni e sostituzioni di simboli alfanumerici necessari per trasformare $v1$ in $v2$. Oppure abbiamo la edit distance normalizzata $EDnorm(v1, v2)$ dove $v1$ e $v2$ sono valori nel dominio D , in cui il massimo numero di simboli è n :

$$EDnorm(v1, v2) = 1 - ED(v1, v2)/n$$

- **Completeness:** rappresenta la misura in cui i dati sono di sufficiente ampiezza, profondità e portata a fini dell'attività in corso. La completezza nel modello relazionale può essere caratterizzata rispetto a presenza(assenza e significato di valori nulli, e validità di una delle due ipotesi dette assunzione a mondo aperto e assunzione a mondo chiuso. Data:



Attributes → Tuples	Attribute 1	Attribute 2	Attribute n
Tuple 1				
Tuple 2				
...				
Tuple m				

Fig. 1: tabella T che rappresenta un universo U di k oggetti

Le metriche sono le seguenti:

Type of completeness	Metrics
Object completeness (T,U)	m/k
Tuple completeness (ti)	# of null values in ti /n
Attribute completeness (Aj)	# of null values in the column of Aj /m
Table completeness (T)	# of null values in T /m * n

Fig. 2: *metriche principali completezza*

Le misure della completezza sono

- **Currency**: è la dimensione che rappresenta la rapidità con cui i dati sono aggiornati rispetto a quando avviene il fenomeno. Per esempio il voto di un esame nella db studenti corsi-esami. Una prima misura della currency è il ritardo temporale tra il tempo t_1 dell'evento del mondo real che ha provocato la variazione del dato, e l'istante t_2 della sua registrazione nel sistema informativo. Questa misura è costosa perché in genere l'evento non è noto. Un'altra metrica è la currency come differenza tra tempo di arrivo alla organizzazione e tempo in cui è effettuato l'aggiornamento. Misurabile se c'è un log degli arrivi degli update.
- **Tempestività**: misura quanto i dati sono aggiornati rispetto a un processo che li utilizza. La tempestività, al contrario della currency, è dipendente dal processo, ed è associata al momento temporale in cui deve essere disponibile per il processo che utilizza il dato.
- **Consistency**: assume due significati uno legato alla consistenza dei dati con i vincoli d'integrità definiti sullo schema e un altro legato sulle diverse rappresentazioni di uno stesso oggetto della realtà presenti nella base di dati.

Il punto focale rimane sempre il dominio sul quale si vuole effettuare un processo di miglioramento dei dati. In base alla finalità delle informazioni e alle caratteristiche dei loro consumatori l'attenzione si rivolge ad un sottoinsieme di tale metriche.

In tempi attuali, è emerso un altro tipo problema: i big data. Analisi e ricerca complete di standard di qualità e metodi di valutazione della qualità per questo tipo di informazioni attualmente è assente o non completa. Questo topic pone una serie di nuove sfide, dettate dalle caratteristiche intrinseche dei big data, riassumibili in quelle che sono chiamate "le 5 V":

- **Volume:** ingente massa di informazioni, in crescita vertiginosa, che non è possibile raccogliere con tecnologie tradizionali;
- **Velocity:** i dati nascono e vengono acquisiti sempre più rapidamente, con necessità di analisi in tempo reale;
- **Variety:** differenti tipologie di dati disponibili, provenienti da un numero crescente di fonti eterogenee;
- **Veracity:** i dati devono essere affidabili, raccontare il vero;
- **Value:** abilità di trasformare una grande mole di dati in business.

Metodologia Data Quality

Il professor Batini definisce la metodologia di qualità dei dati come un insieme di linee guida e tecniche che, a partire dalle informazioni di input che descrivono un determinato contesto applicativo, ne deriva un processo razionale per valutare e migliorare la qualità dei dati [1]. Ci sono tre fasi principali per tale attività:

- **ricostruzione dello stato**, al fine di ottenere due informazioni contestuali, facoltative se sono già disponibili per l'uso;
- **valutazione e misurazione**, misurazione della qualità lungo dimensioni della qualità pertinenti o valutazione, quando tali misurazioni vengono confrontate con i valori di riferimento;
- **miglioramento**, attività che mirano per raggiungere nuovi obiettivi di qualità dei dati.

Miglioramento

Il miglioramento della qualità dei dati può essere effettuato attraverso strategie basate sui data-driven o su process-driven.

Nel primo caso, l'obiettivo è quello di migliorare la qualità dei dati direttamente modificando il valore del dato attraverso la comparazione con altri dati considerati di buona qualità. Le strategie più diffuse del data-driven sono quelle di:

- **acquisizione del nuovo dato**, che migliora il dato acquisendo dato di alta qualità per rimpiazzare il valore che causa problemi di qualità
- **record linkage**, che compara i dataset con valori sporchi con una fonte di dati di certificata, identificando tuple nei due dataset che potrebbero rappresentare lo stesso oggetto nel mondo reale;
- **affidabilità della fonte**, seleziona le origini dei dati sulla base della qualità delle fonti.

Nel process-driven l'obiettivo è quello di migliorare la qualità ridisegnando i processi che creano o modificano i dati, cioè andata a risolvere il problema alla radice. Le strategie più diffuse del process-driven sono quelle di:

- **processo di controllo**, che inserisce verifiche e procedure di controllo nel processo di produzione dei dati quando i dati sono creati, aggiornati o nuovi insieme dei dati sono accessibili dal processo.
- **ridisegnamento del processo**, per rimuovere le cause della qualità scarsa

Nel caso del nostro progetto, non abbiamo adottato strategie di process-driven perché non abbiamo un'applicazione che esegue il CRUD sui dati, ma abbiamo un insieme di txt che rappresentano delle istantanee di diversi dataset che indicano lo stesso concetto, realizzati in differenti istanti.

Standardizzazione

Questo processo, chiamato anche *normalizzazione*, sostituisce o integra i valori dei dati con i valori corrispondenti conformi allo standard (ad esempio le abbreviazioni vengono

sostituite con i nomi completi corrispondenti)

Comparazione stringhe

Gli errori tipografici rendono impossibile confrontare esattamente tra di loro le stringhe. Per poter fare ciò, quindi, serve una funzione che cerca di trovare un punto di accordo tra i dati. Ci sono stati diversi tentativi di fornire questa funzione:

- Jaro [3] nel 1976 ha proposto un comparatore di stringhe che tiene conto di inserimenti, eliminazioni e trasposizioni necessarie per abbinare le due stringhe;
- Winkler [4] nel 1990 ha proposto una variante della distanza Jaro (Jaro-Winkler);
- la distanza q-gram conta il numero di q caratteri consecutivi che concordano tra due corde;
- la distanza di edit classica, che conta il numero di operazioni (inserimenti, eliminazioni, modificazioni) necessarie per abbinare le due stringhe

Record Linkage

Il record linkage (conosciuto anche come data matching) è l'operazione che consiste nel trovare "records" che si riferiscono alla stessa entità, in dataset presi da differenti risorse (come ad esempio file, libri, siti e database).

Questa operazione diventa necessaria quando vogliamo unire dei dataset differenti basati su dati simili che potrebbero avere o non avere lo stesso identificativo.

L'idea moderna di record linkage nasce alla fine degli anni cinquanta e viene formalizzata qualche tempo dopo da Ivan Fellegi e Alan Sunter [2] che, attraverso il loro lavoro, hanno dimostrato che le regole di decisione probabilistiche sono ottimali quando i dati che vengono confrontati sono condizionatamente indipendenti.

A partire dalla fine degli anni novanta, differenti tecniche di machine learning sono state

sviluppate per poter capire, con condizioni favorevoli, la probabilità condizionata richiesta dalla teoria Fellegi-Sunter.

Il record linkage può essere interamente eseguito senza l'aiuto di un computer, ma il motivo principale per cui esso viene utilizzato è perchè si vuole ridurre o eliminare le modifiche "fatte a mano" e per rendere più facile l'ottenimento del risultato.

Il record linkage si divide generalmente nei seguenti step:

1. vengono dati in input dei dataset;
2. viene definito uno spazio iniziale di ricerca;
3. si cerca di ridurre lo spazio di ricerca tramite un processo di "blocking" ;
4. viene definito lo spazio ridotto di ricerca;
5. vengono comparati i dati e viene presa una decisione;
6. vengono definite le regole di matching, possibile matching o non-match;
7. secondo le regole definite viene generato il dataset di output.

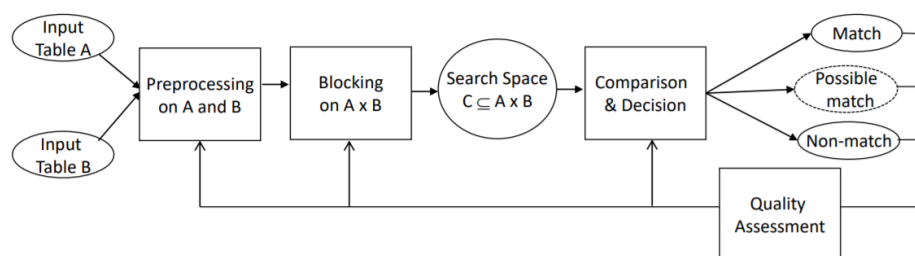


Fig. 3: *Step principali del record linkage*

Metodologie record linkage

Data preprocessing Il record linkage è molto sensibile alla qualità dei dati che devono essere collegati, quindi idealmente prima di svolgere questa operazione ogni dataset deve essere controllato affinché la qualità sia delle migliori. Avvengono delle operazioni di standardizzazione, che consistono nel trasformare i dati o procedure più complesse, come ad esempio la tokenizzazione.

Entity resolution L'entity resolution è un processo di operazioni intelligenti che permettono alle organizzazioni di connettere i dati più disparati attraverso la possibilità di capire i matches tra le entità e le relazioni non ovvie fra i diversi dati. Essa analizza tutte le informazioni collegate ad una entità prese da diverse sorgenti e cerca, attraverso un calcolo probabilistico, di determinare quali entità sono collegate e quali collegamenti (non ovvi) esistono fra loro.

Deterministic record linkage La metodologia più semplice di record linkage è chiamata "deterministica".

Essa genera collegamenti basati sul numero di singoli identificatori che hanno una corrispondenza fra i dati dei dataset.

Due record si dicono *collegati* con una procedura di record linkage deterministico se tutti o alcuni degli identificatori sono identici.

Questo metodo è una buona opzione se si stanno utilizzando dei dataset con delle entità che sono identificate da un id comune.

Probabilistic record linkage Il record linkage probabilistico, chiamato anche *fuzzy matching*, utilizza un approccio differente per poter collegare i dati. Viene tenuto conto di una gamma più ampia di potenziali identificatori, calcolando i pesi per ciascun identificatore in base alla sua capacità stimata di identificare correttamente una corrispondenza o una non corrispondenza. Questi pesi sono dunque usati per calcolare la probabilità che due dati registrati si riferiscano alla stessa entità.

Le coppie di record con probabilità al di sopra di una determinata soglia sono considerate corrispondenze, viceversa le altre sono considerate non corrispondenze.

Le coppie che rientrano tra queste due soglie sono considerate "possibili corrispondenze" e possono essere trattate di conseguenza (ad esempio, revisioni umane, colle-

gate o non collegate, a seconda dei requisiti). Mentre il collegamento deterministico dei record richiede una serie di regole potenzialmente complesse da programmare in anticipo, i metodi probabilistici di collegamento dei record possono essere "addestrati" per funzionare bene con un intervento molto meno umano.

Machine learning Negli ultimi anni, sono state utilizzate varie tecniche di apprendimento automatico per collegamento automatico. È stato riconosciuto che l'algoritmo classico per il collegamento probabilistico dei record sopra descritto è equivalente all'algoritmo Naive Bayes nel campo dell'apprendimento automatico, e utilizza la stessa assunzione dell'indipendenza delle sue caratteristiche (un presupposto che in genere non è vero).

È possibile ottenere una maggiore precisione utilizzando varie altre tecniche di apprendimento automatico, incluso un perceptrone a strato singolo. Insieme alle tecnologie distribuite, l'accuratezza e la scala per il collegamento dei record possono essere ulteriormente migliorate.

Tools

Di seguito riportiamo i tools e le librerie che abbiamo utilizzato (o tentato di usare) durante il nostro progetto.

Python Record Linkage Toolkit

Python Record Linkage Toolkit è una libreria che permette di effettuare record linkage sia in una sola fonte di dati che in molteplici. Il toolkit fornisce la maggior parte degli strumenti necessari per il collegamento e la deduplicazione dei record. Il package contiene metodi di indexing, come blocking e sorted neighborhood indexing, funzioni per il confronto con diverse misure di similarità possibili e diversi algoritmi di classificazione, sia supervisionati che non. Uno degli obiettivi principali è proprio creare un framework estendibile per il collegamento dei record, per fare questo il tool è in grado di:

-
- pulire e standardizzare i dati
 - creare coppie di record con metodi di indicizzazione intelligente
 - confrontare i record con un gran numero di misure e di comparazione e somiglianza per diversi tipi di variabili
 - utilizzare diversi algoritmi di classificazione
 - valutare, attraverso strumenti comuni, i collegamenti dei record

Per raggiungere l'obiettivo del nostro progetto è stato fondamentale poichè ci permette di svolgere tutte le operazioni del record linkage senza dover ricorrere all'utilizzo di ulteriori tool.

Pandas

Pandas è una libreria software scritta in linguaggio python che permette la manipolazione e l'analisi dei dati. L'obiettivo di questo tool è diventare il blocco di base di alto livello fondamentale per eseguire analisi dei dati reali. Inoltre, ha l'obiettivo più ampio di diventare lo strumento di analisi e manipolazione dei dati open source più potente e flessibile disponibile per qualsiasi linguaggio.

Questo tool è in grado di pulire, esplorare e elaborare i dati. In Pandas una tabella viene chiamata dataframe, ed è proprio grazie a questo tool che siamo riusciti a creare i due dataframe principali che poi utilizziamo nella fase di record linkage.

Fuzzy Matcher

Fuzzy Matcher è un pacchetto python che permette all'utente di collegare due dataframe pandas basati su uno o più campi in comune. Fuzzymatches usano la ricerca del testo completa sqlite3 per trovare dei match potenziali. Nonostante sia stato provato, non è stato poi incluso nel progetto poiché questa libreria non permette le stesse possibilità di sperimentazioni possibili con Record Linkage Toolkit, in quanto è più limitato.

Sperimentazione

Dataset

Il dataset su cui sono stati effettuati gli esperimenti è un elenco di ristoranti di Manhattan, estratti settimanalmente da Gennaio a Marzo 2009 da 12 siti web. L'unico attributo comune in tutti i dataset è il nome del ristorante, informazioni aggiuntive (come l'indirizzo o il quartiere) non sono presenti in modo uniforme. Insieme ai dataset era fornito un golden standard, ossia un elenco di 467 ristoranti rimossi da alcuni siti e il loro stato ("Y" = aperto, "N" = chiuso). Nell'ottica del progetto queste informazioni non sono risultate utili e per questo motivo non sono state sfruttate per analisi aggiuntive.

Analisi dei dati

I dati sono messi a disposizione in sette file di testo, uno per ogni settimana considerata, ciascuno contenente informazioni appartenenti a tutti i siti web. In totale sono presenti 215555 record, suddivisi come illustrato nella seguente tabella:

file	records
restaurants_2009_1_22.txt	30401
restaurants_2009_1_29.txt	30775
restaurants_2009_2_05.txt	30805
restaurants_2009_2_12.txt	30863
restaurants_2009_2_19.txt	30876
restaurants_2009_2_26.txt	30898
restaurants_2009_3_12.txt	30937

Table 1: Record presenti nei file txt forniti

In particolare, per ogni ristorante è presente il seguente numero di record:

restaurant	records
ActiveDiner	6184
DiningGuide	814
FoodBuzz	2079
MenuPages	13143
NewYork	1774
NYPmag	5124
NYTimes	3095
OpenTable	1539
SavoryCities	4536
TasteSpace	3635
TimeOut	14007
VillageVoice	2684

Table 2: Record per ristorante

Sono presenti le seguenti informazioni:

- **ActiveDiner**: nome ristorante, indirizzo, paese
- **DiningGuide**: nome ristorante, indirizzo
- **FoodBuzz**: nome ristorante, indirizzo, paese, codice paese, quartiere, tipo, costo
- **MenuPages**: nome ristorante, indirizzo1, indirizzo2
- **NewYork**: nome ristorante
- **NYPmag**: nome ristorante, quartiere
- **NYTimes**: nome ristorante, quartiere
- **OpenTable**: nome ristorante, quartiere
- **SavoryCities**: nome ristorante, indirizzo, quartiere
- **TasteSpace**: nome ristorante, indirizzo, paese
- **TimeOut**: nome ristorante, posizione, indirizzo1, indirizzo2, indirizzo3, quartiere, numero di telefono, tipo
- **VillageVoice**: nome ristorante, indirizzo, quartiere

Possiamo notare che non sono presenti tutte le stesse informazioni in tutti i dataset, cosa che ci ha recato non pochi problemi durante la fase di linkage. Per questo motivo il

dataset "NewYork" non è stato utilizzato poiché non portava informazione utile.

Data preprocessing

Una prima analisi mostra come le modalità di recupero dei dati da parte dell'autore abbiano generato dei dataset differenti per schema e per frammentazione verticale, anche sulle stesse fonti. Dunque, prima di applicare le tecniche di record linkage, i dati sono stati standardizzati, eseguendo operazioni di riallineamento dello schema, rimozione dei duplicati ed infine join dei dataset per fonte.

La fase di preprocessing, nella quale sono incluse la pulizia dei dati e la standardizzazione, sono importanti poiché potrebbero aumentare l'accuratezza del record linkage.

In dettaglio le fasi del preprocessing sono state:

1. **Separazione e raggruppamento dei dati per fonte.**

Ciò ha mostrato le differenze sullo schema, utilizzate nelle fasi successive per migliorare il raggruppamento dei dati.

2. **Separazione dei dati per fonte e data.**

Utilizzando regex ad hoc per ogni fonte i dati sono stati separati per fonte e data, con drop dei duplicati, standardizzazione dell'encoding del testo (da *windows-1252* a *UTF-8*) e formato csv.

3. **Merge dei dataset per fonte.**

I vari dataset risultanti dalla fase 2 sono stati riuniti per fonte con un join applicato su colonne definite a priori.

4. **Pulizia finale.**

I dataset dunque sono stati ripuliti utilizzando delle funzioni specifiche per ogni fonte, con il compito di riallineare lo schema, rimuovere duplicati e caratteri superflui dai valori (es spazi e tabulazioni in testa e in coda, caratteri speciali ecc.).

Google Maps

Nei vari dataset le informazioni riguardanti l'indirizzo non erano riportare in maniera uniforme (es. *Street* in un record e *St.* in un altro), quindi abbiamo deciso di standardizzare questo parametro ricorrendo alle API di Google Maps.

Come prima cosa abbiamo creato una API key per poter dialogare con le **API di Google**

Consultando la documentazione abbiamo individuato la funzione Text Search, la quale è molto simile alla funzione di autocompletamento presente su Google Maps e che quindi ci permette di ricavare indirizzo completi partendo da informazioni parziali.

Pertanto è stato costruito uno script che esegue una GET al seguente indirizzo, passando come parametro la stringa *address* del record del csv considerato. L'output ottenuto è un json, come si può osservare nel seguente esempio presente nella documentazione ufficiale.

```
{
  "candidates" : [
    {
      "formatted_address" : "140 George St, The Rocks NSW 2000, Australia",
      "geometry" : {
        "location" : {
          "lat" : -33.8599358,
          "lng" : 151.2090295
        },
        "viewport" : {
          "northeast" : {
            "lat" : -33.85824767010727,
            "lng" : 151.2102470798928
          },
          "southwest" : {
            "lat" : -33.86094732989272,
            "lng" : 151.2075474201073
          }
        }
      },
      "name" : "Museum of Contemporary Art Australia",
      "opening_hours" : {
        "open_now" : false,
        "weekday_text" : []
      },
      "photos" : [
        {
          "height" : 2268,
          "html_attributions" : [
            "\u003ca href=\"https://maps.google.com/maps/contrib/113202928073475129"
```

Fig. 4: *Dati dopo il preprocessing di MenuPages*

Il campo da noi considerato è *formatted_address*. In caso di indirizzo scritto male o con

contenuto informativo ambiguo venivano restituiti più `formatted_address`, pertanto si è deciso che se il numero di risultati ottenuto era maggiore di 5 allora non si è applicata tale trasformazione, poiché probabilmente non porterebbe reali benefici. Negli altri casi si è preso solo il primo risultato.

Nello specifico, dato che tutti i ristoranti sono a New York, abbiamo splittato la stringa recuperando solo la prima parte (fino alla prima virgola), in quanto l'informazione sulla città è superflua.

Considerando l'esempio riportato nell'immagine sopra, da un indirizzo del tipo *140 George St, The Rocks NSW 2000, Australia* manteniamo solo la parte *140 George St*

In questo modo facendo i confronti il contenuto informativo era maggiore e non degradato da New York, NY, dati che sarebbero stati comuni a tutti.

Risultati

Nel caso di MenuPages, per esempio, inizialmente i dati erano presenti in un txt in questo formato ed erano uniti ai dati di altri siti web:

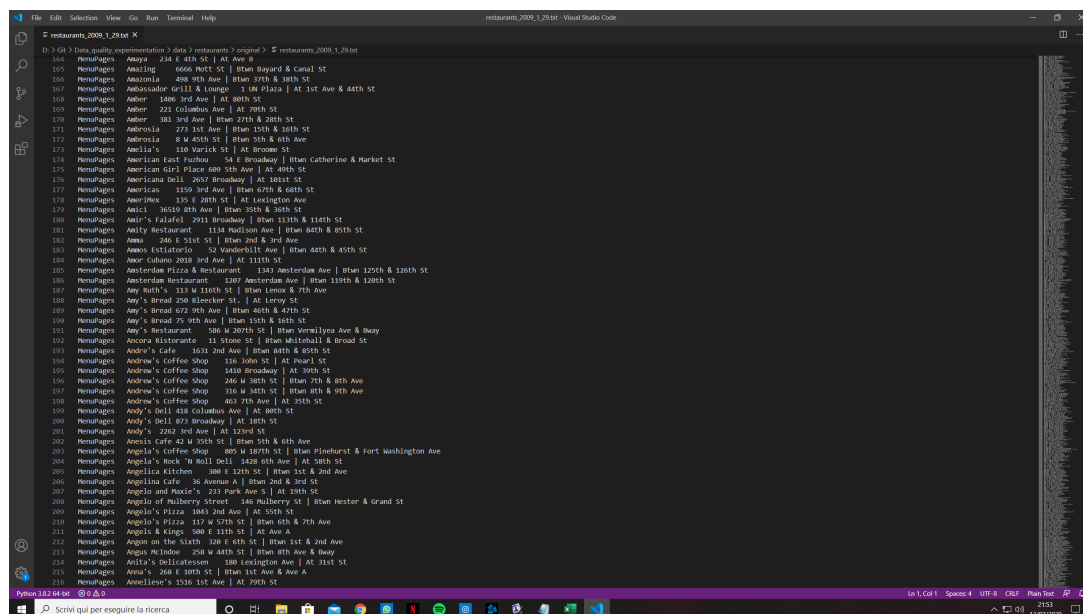


Fig. 5: *Dati di partenza di MenuPages*

A seguito del preprocessing invece otteniamo informazioni più chiare, aggiungendo l'informazione

sull'indirizzo proveniente da Google come segue:

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U	V	W
187	Amaya	234 E 4th St	At Ave B	234 E 4th St																			
188	Amaya234 E	4th St		West 4th Street																			
189	Amazing	4646 Mott St	Btwn Bayard & Canal St	Mont St																			
190	Amazing	498 9th Ave	Btwn 17th & 38th St	498 9th Ave																			
191	Ambassador Grill & Lounge	1 UN Plaza	At 1st Ave & 44th St	1 United Nations Plaza																			
192	Amber	221 Columbus Ave	At 70th St	221 Columbus Ave																			
193	Amber	381 3rd Ave	Btwn 27th & 28th St	381 3rd Ave																			
194	Amber	1406 3rd Ave	At 80th St	1406 3rd Ave																			
195	Amber1406	3rd Ave		3rd Ave																			
196	Amber181	3rd Ave		3rd Ave																			
197	Ambrosia	8 W 45th St	Btwn 5th & 6th Ave	8 W 45th St																			
198	Ambrosia	273 1st Ave	Btwn 12th & 14th St	273 1st Avenue																			
199	Amelia's	110 Varick St	At Broome St	110 Varick St																			
200	AmeriMax	135 E 28th St	At Lexington Ave	135 E 28th St																			
201	American East Fishhou	54 E Broadway	Btwn Catherine & Market St	54 E Broadway																			
202	American Girl Place	609 5th Ave	At 69th St	609 5th Ave																			
203	American Deli	2657 Broadway	At 107th St	2657 Broadway																			
204	Americas	1159 3rd Ave	Btwn 52th & 68th St	1159 3rd Ave																			
205	Amici	3653 8th Ave	Btwn 35th & 36th St	8th Ave																			
206	Amici 365	19 8th Ave		19 8th Ave																			
207	Amir's Falafel	2911 Broadway	Btwn 113th & 114th St	2911 Broadway																			
208	Amity Restaurant	1134 Madison Ave	Btwn 8th & 85th St	1134 Madison Ave																			
209	Amma	246 E 51st St	Btwn 2nd & 3rd Ave	246 E 51st St																			
210	Amma246 E	51st St		W 51st St																			
211	Amnos Estatortio	52 Vanderbilt Ave	Btwn 46th & 45th St	52 Vanderbilt Ave																			
212	Amor Cubano	2038 3rd Ave	At 113th St	2038 3rd Ave																			
213	Amsterdam Pizza & Restaurant	1343 Amsterdam Ave	Btwn 125th & 126th St	1343 Amsterdam Ave																			
214	Amsterdam Restaurant	1207 Amsterdam Ave	Btwn 119th & 120th St	1207 Amsterdam Ave																			
215	Amy Bello's	113 W 146th St	Btwn Lenox & 7th Ave	113 W 146th St																			
216	Amy's Bread	250 Blocker St	At Leroy St	250 Blocker St																			
217	Amy's Bread	75 9th Ave	Btwn 12th & 16th St	75 9th Ave																			
218	Amy's Bread	672 9th Ave	Btwn 46th & 47th St	672 9th Ave																			
219	Amy's Restaurant	586 W 207th St	Btwn Vermllyea Ave & Bway	586 W 207th St																			
220	an Chai	85 Orchard St		85 Orchard St																			
221	Accora Ristorante	11 Stone St	Btwn Whitehall & Broad St	11 Stone St																			
222	Andre's Cafe	1631 2nd Ave	Btwn 8th & 85th St	1631 2nd Ave																			
223	Andrew's Coffee Shop	246 W 38th St	Btwn 7th & 8th Ave	246 W 38th St																			
224	Andrew's Coffee Shop	463 7th Ave	At 35th St	463 7th Ave																			
225	Andrew's Coffee Shop	1410 Broadway	At 39th St	1410 Broadway																			
226	Andrew's Coffee Shop	116 John St	At Pearl St	116 John St																			
227	Andrew's Coffee Shop	316 W 34th St	Btwn 8th & 9th Ave	316 W 34th St																			
228	Andy's	2262 3rd Ave	At 123rd St	2262 3rd Ave																			
229	Andy's Deli	418 Columbus Ave	At 80th St	418 Columbus Ave																			
230	Andy's Deli	873 Broadway	At 18th St	873 Broadway																			

Fig. 6: *Dati dopo il preprocessing di MenuPages*

Flusso di lavoro per l'Object Identification

Dalla fase di preprocessing si ottengono in output 12 dataset, uno per ogni sito web presente nei file originali. Si deve affrontare dunque il problema di record linkage multiplo, che è stato affrontato con due approcci differenti, al fine di cercare di comprendere quale metodo sia migliore in termini di semplicità d'implementazione o di risultati ottenuti. I due approcci differiscono principalmente per la logica iniziale.

In entrambi i metodi, però, si seguono i passi principali definiti nella libreria python utilizzata, che sono i seguenti:

- **Indexing** - permette di creare coppie di record, denominate *candidate links*. Nel nostro algoritmo abbiamo implementato tre tecniche di indexing:
 - *full*, che crea le coppie effettuando il prodotto cartesiano dei due dataset, motivo per il quale è molto lungo e sconsigliato.
 - *blocking*, che permette di creare le coppie basandosi su una o più variabili uguali.
 - *sortedneighbourhood*, da usare nel momento in presenza di dataset con un grande numero di errori di spelling nei valori.
- **Comparing** - viene usato per confrontare le coppie di record create nella fase di indexing, sfruttando diversi metodi di similarità. Nel nostro caso abbiamo effettuato un confronto fra stringhe testando alcuni dei vari metodi disponibili ('jaro', 'jarowinkler', 'levenshtein', 'lcs') e impostando un valore di soglia (tutti i confronti approssimativi di stringhe più alti o uguali a questa soglia valgono 1) oppure usato un confronto esatto nel momento in cui trattavamo l'attributo *addressGoogle*, che sappiamo essere consistente.
- **Classification** - dove le coppie vengono classificate in matches, non-matches e possibile matches. In particolare abbiamo deciso di applicare due algoritmi di apprendimento non supervisionato, non essendo in possesso di training data. Gli algoritmi adottati sono:
 - *ECM Classifier* o *Expectation/Conditional Maximisation classifier*, un algoritmo probabilistico dove viene trovata iterativamente la massima probabilità (locale) o la

massima stima a posteriori (MAP) dei parametri nei modelli statistici. L'iterazione EM si alterna tra l'esecuzione di un passaggio di aspettativa (E), che crea una funzione per l'aspettativa della verosimiglianza, e un passaggio di massimizzazione (M).

- *KMeans Classifier*, algoritmo che suddivide le coppie di record in match e non-match ed ogni vettore di confronto appartiene al cluster con la media più vicina. L'algoritmo è calibrato per due cluster: un cluster di corrispondenza e un cluster di non corrispondenza.
- Evaluation - permette di verificare la qualità del linkage in termini di accuratezza, recall e F-score. Purtroppo non ci è stato possibile eseguire questa fase in quanto sprovvisti di *veri positivi*.

Metodo 1: Raggruppamenti per attributi simili

In questo approccio ci si è ricondotti al problema di record linkage fra due dataset passando dunque dai 12 dataset iniziali a due finali.

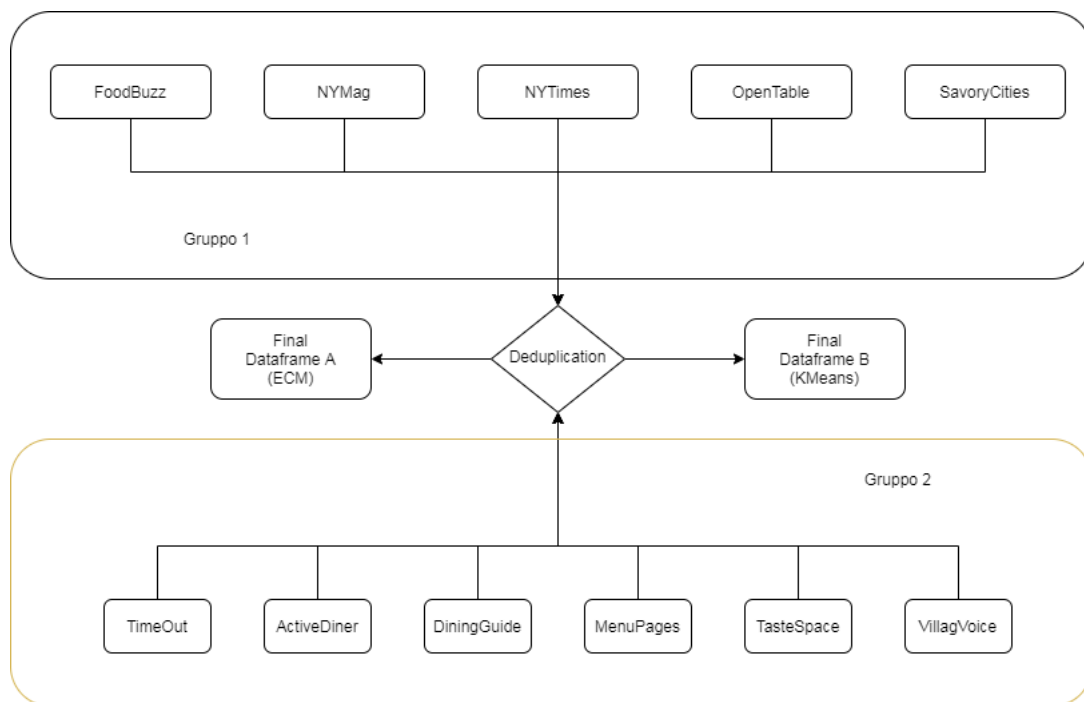


Fig. 7: schematizzazione dei raggruppamenti

Analizzando i dataset ottenuti siamo riusciti ad individuare delle caratteristiche comuni in grado di distinguerli in due macro gruppi: Nei dataset *FoodBuzz*, *NYMag*, *NYTimes*, *OpenTable*, *SavoryCities* si hanno esclusivamente il nome del ristorante e il quartiere (solo in *FoodBuzz* abbiamo in aggiunta l'indirizzo, che ci permetterà il linkage con l'altro dataset), nei dataset *TimeOut*, *ActiveDiner*, *DiningGuide*, *MenuPages*, *TasteSpace*, *VillageVoice*, invece, abbiamo nome del ristorante e indirizzo in tutti i file.

Per ogni insieme di dataset, dopo aver uniformato i nomi e l'ordine delle colonne presenti, abbiamo eseguito un append di tutti i dataframe generati importando i file csv. Successivamente sono stati rimossi i duplicati presenti basandoci solo sulle colonne comuni per tutti, ossia *restaurant* e *neighbourhood* nel primo caso e *restaurant* e *addressGoogle* nel secondo.

Successivamente viene applicata la **deduplicazione**, ossia una tecnica usata per eliminare copie duplicate di dati ripetuti. È possibile applicarla sempre attraverso la libreria *Record Linkage Toolkit* in quanto viene vista come un record linkage effettuato tra il database e se stesso. Come tecnica di *indexing* usiamo *sortedneighbourhood* ed effettuiamo la fase di *comparing* sugli attributi comuni nei rispettivi gruppi di dataset.

In questa fase iniziale per classificare i match ci siamo basati esclusivamente sul punteggio di score ottenuto dalla fase di comparing, in modo da poter includere con sicurezza record che differivano solo di poche lettere (ad esempio i ristoranti "Bubba Gump Shrimp Co." e "Bubba Gump Shrimp Company"), scegliendo come valore di soglia dello score 1.75.

Una volta individuati i match sono stati unificati i dati in modo da creare un dataframe contenente le informazioni uniche utili per ogni match trovato. Per ottenere il dataset finale dal primo dataframe ottenuto come l'append dei csv importati sono state rimosse tutte le righe delle coppie presenti nei match e sono state aggiunti i record unificati contenenti le informazioni complete.

Da questa fase sono risultati due dataset, rispettivamente di 6468 e di 15093 record, invece dei 58614 record totali derivati dall'unione di tutti i 12 file iniziali.

Metodo 2: Classificazione manuale delle coppie di tuple

True Matches

I dati di addestramento non sono generalmente disponibili nelle applicazioni di record linkage perché sono set di dati specifici del campione, infatti nel nostro caso non sono forniti dei true matches.

Python Record Linkage Toolkit fornisce un'interfaccia utente per la classificazione manuale delle coppie di record. Il software RecordLinkage Annotator utilizza un file di annotazione strutturato, che si può creare attraverso la funzione `recordlinkage.write_annotation_file()` sia per il linkaggio che per la deduplicazione.

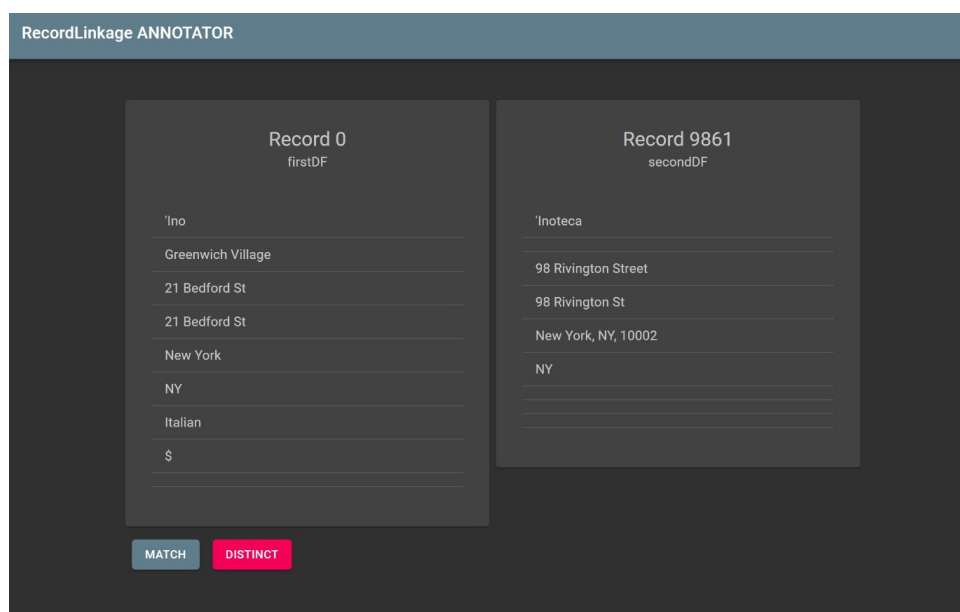


Fig. 8: *Interfaccia web per la classificazione manuale*

Nel nostro caso abbiamo confrontato le prime 100 coppie derivate dalla fase di *comparison*, ottenendo X match. Queste informazioni saranno fondamentali per poter valutare l'efficacia degli algoritmi di classificazione usati.

Risultati:

I dataset di partenza rappresentano un caso reale, siamo stati posti di fronte a dati inconsistenti, codificati in modi diversi, con attributi differenti e senza informazioni sui dati "veri" da poter usare come confronto per valutare l'efficacia del codice sviluppato, per questo possiamo analizzare in modo principalmente empirico i risultati ottenuti.

Grazie all'interfaccia fornita dalla libreria *Record Linkage Toolkit* abbiamo generato un insieme di matches verificati manualmente su un insieme di 100 coppie, grazie ai quali possiamo valutare l'efficacia degli algoritmi di classificazione utilizzati su un sottoinsieme di 100 coppie individuate.

L'accuratezza dell'algoritmo ecm è 0.89 mentre di kmeans è 0.83 Abbiamo generato le seguenti matrici di confusione:

Dopo aver individuato i match il dataset finale è dato dai record linkati (un record per coppia individuata) e i record per i quali non è stato individuato un match. Con il primo metodo abbiamo ottenuto X record per il dataset generato dall'algoritmo ECM e X per il dataset generato dall'algoritmo Kmeans.

Bibliografia

- [1] Carlo Batini et al. “Methodologies for Data Quality Assessment and Improvement”. In: *ACM Comput. Surv.* 41.3 (July 2009). ISSN: 0360-0300. DOI: 10.1145/1541880.1541883. URL: <https://doi.org/10.1145/1541880.1541883>.
- [2] I. P. Fellegi and A. B. Sunter. “A Theory for Record Linkage”. In: *Journal of the American Statistical Association* 64 (1969), pp. 1183–1210.
- [3] Matthew A. Jaro. *UNIMATCH: A Record Linkage System: User’s Manual*. Tech. rep. U.S. Bureau of the Census, Washington, D.C., 1976.
- [4] William E. Winkler. “String Comparator Metrics and Enhanced Decision Rules in the Fellegi-Sunter Model of Record Linkage”. In: *Proceedings of the Section on Survey Research*. Washington, DC, 1990, pp. 354–359.