## Modelarea si Analiza Datelor pentru Decizii de Management: Pregătirea datelor, antrenarea modelelor de predicție, vizualizarea datelor

#### I. Pregătirea datelor

Setul de date ce trebuie pregatit pentru aplicarea unui algoritm ML este:

https://www.kaggle.com/datasets/anoopjohny/new-york-city-job-dataset/data.

Acest set de date, NYC Jobs, conține 30 de coloane și 6743 de intrări, cu valori lipsă și tipuri diferite de date.

#### A. Stabilim codificarea corecta

NYC\_Jobs.cvs, fisierul care contine setul de date este codat in UTF-8, dar conţine caractere care au fost codificate diferit.

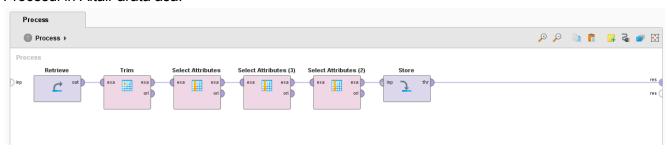
Am identificat caracterele:

Le-am inlocuit cu ajutorul urmatorului cod Python:

## B. Curatarea datelor - valori lipsa

- -Aplicam operatorul **Trim** din Altair Al Studio care elimină **spațiile albe** (leading și trailing spaces) doar din **coloanele cu valori nominale** (texte).
- -Analizam datele in tab-ul Results Statistics si observam ca trebuie sa:
  - 1. Stergem coloana Recruitment Contact deoarece are toate valorile lipsa(o vom sterge prin operatorul Select Atributes).
  - 2. Stergem coloana Process Date(Date when the hiring process was initiated) deoarece are o singura valoare pentru toate inregistrarile(10/03/2023) si nu pare sa fie utila.
  - 3. Stergem coloana Work Location 1 deoarece este similara cu coloana Work Location (coloana Work Location 1 are multe valori lipsă pe cand Work Location nu are valori lipsa).

#### Procesul in Altair arata asa:

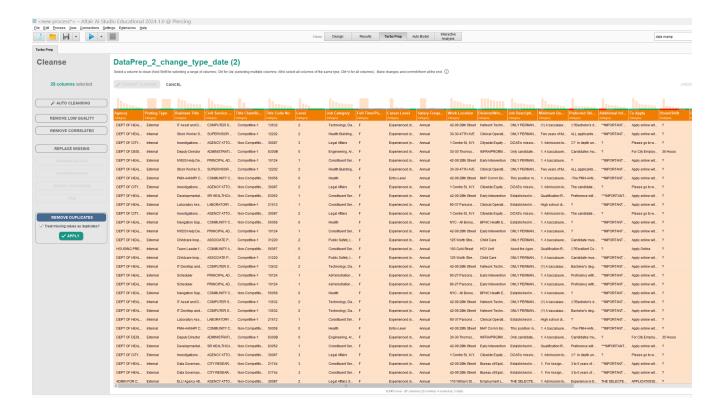


## C. Transformarea tipului de date ale unor atribute

Am transformat cu Turbo prep coloana Post Until din tip category in tip date.

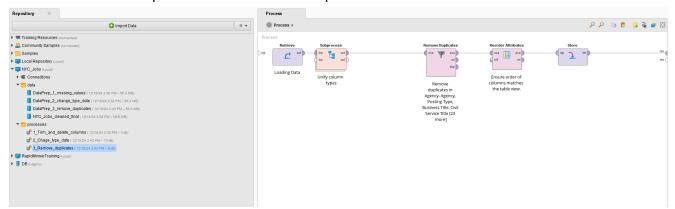


## D. Eliminarea înregistrărilor duplicate



Au fost sterse 79 de inregistrari.

lata cum arata aceste procese si datele aferente pana in acest moment:



Am importat NYC\_Jobs\_cleaned\_final.csv în Local Repository, în folderul data. Primul proces, 1\_Trim\_and\_delete\_columns:

- → Am aplicat operatorul Trim pentru a elimina spaţiile albe.
- → Am șters coloanele nedorite.
- → Am salvat rezultatul ca DataPrep\_1\_missing\_values.csv în Local Repository.

Al doilea proces, 2\_Change\_type\_date:

Am schimbat tipul de date al coloanei Post Until folosind formatul DD-MMM-YY. Am salvat rezultatul ca DataPrep\_2\_change\_type\_date.csv.

Al treilea proces, 3\_Remove\_duplicates:

Am salvat procesul din Turbo Prep aplicat datelor din DataPrep\_2\_change\_type\_date.csv pentru a curata inregistrarile duplicat. Am salvat rezultatul in DataPrep 3 remove duplicates.

## II. Clasificare(Decision Tree) in Altair

Construim un model care prezice dacă un job are salariu "mic", "mediu" sau "mare", folosind anumite informații despre job.

Predicțiile modelului (Salary Level prezis) sunt comparate cu valorile reale ale Salary Level(calculate din Salary Range To).

Folosim informațiile din coloanele Agency, Business Title, Job Category, Work Location, Posting Type si Salary Range To ca date de intrare initiale. Am ales aceste coloane deoarece sunt date ce influenteaza nivelul de salariu.

Agenția (Agency): Departamentul guvernamental sau organizația care oferă postul. Diferite agenții pot avea politici salariale distincte, influențând astfel salariul oferit pentru poziții similare.

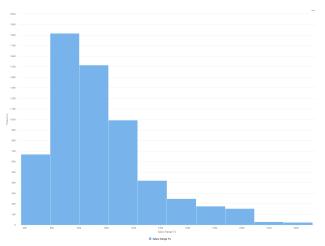
Tipul postării (Posting Type): Indică dacă anunțul este intern (adresat angajaților existenți) sau extern (deschis publicului larg). Postările interne pot avea structuri salariale diferite față de cele externe, în funcție de politicile organizației.

Titlul postului (Business Title): Denumirea utilizată în cadrul organizației pentru postul respectiv. Titluri diferite pot reflecta niveluri de responsabilitate si, implicit, intervale salariale variate.

Categoria postului (Job Category): Categoria de muncă în care se încadrează postul. Anumite categorii pot avea grile salariale specifice, influențând remunerația oferită.

Locația de muncă (Work Location): Locația fizică unde se desfășoară activitatea. Costul vieții și piața muncii locale pot determina variații semnificative în intervalele salariale pentru aceeași poziție în locații diferite.

Verificam in Turbo Prep daca datele din aceste coloane necesita transformari. Pentru Salary Range To, stergem inregistrarile<10000 pentru a vizualiza si intelege mai bine datele sariale. Datele arata asa:



Având în vedere distribuția salarială și concluziile obținute din grafic, putem propune următoarele praguri optime pentru clasificarea salariilor în mici, medii și mari:

Mic: 40k - 80k Mediu: 80k - 120k Mare: >120k

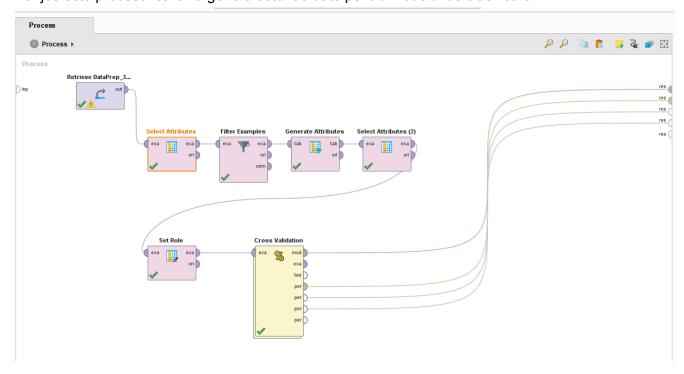
Creăm o coloană nouă, Salary Level, cu valorile "mic", "mediu" si "mare". Salary Level lua valorile date de urmatoarea expresie:

if([Salary Range To] <= 80000, "Low",
 if([Salary Range To] <= 120000, "Medium", "High"))</pre>

Asa arata datele ce includ si coloana Salary Level calculat din Salary Range to.

Row No.	Agency	Posting Type	Business Title	Job Category	Work Locati	# Of Positions	Salary Level
1	DEPT OF HE	External	IT Asset and	Technology,	42-09 28th St	1	High
2	DEPT OF HE	Internal	Stock Worker	Health Buildi	30-30 47TH A	1	Low
3	DEPT OF CIT	Internal	Investigation	Legal Affairs	1 Centre St.,	1	Medium
4	DEPT OF DE	Internal	Deputy Director	Engineering,	30-30 Thoms	1	High
5	DEPT OF HE	External	NYEIS Help	Constituent S	42-09 28th St	1	Low
6	DEPT OF HE	External	Stock Worker	Health Buildi	30-30 47TH A	1	Low
7	DEPT OF HE	External	PMH-AANHPI	Health	42-09 28th St	15	Low
8	DEPT OF CIT	External	Investigation	Legal Affairs	1 Centre St.,	1	Medium
9	DEPT OF HE	Internal	Development	Constituent S	42-09 28th St	2	Low
10	DEPT OF HE	External	Laboratory As	Constituent S	90-37 Parson	1	Low
11	DEPT OF CIT	Internal	Investigation	Legal Affairs	1 Centre St.,	1	Medium
12	DEPT OF HE	Internal	Navigation S	Health	NYC - All Bor	1	Low
13	DEPT OF HE	Internal	NYEIS Help	Constituent S	42-09 28th St	1	Low
14	DEPT OF HE	External	Childcare Ins	Public Safety,	125 Worth Str	1	Medium
15	HOUSING P	Internal	Team Leader	Constituent S	100 Gold Stre	1	Low
16	DEPT OF HE	Internal	Childcare Ins	Public Safety,	125 Worth Str	1	Medium
17	DEPT OF HE	Internal	IT Desktop a	Technology,	42-09 28th St	1	High
18	DEPT OF HE	External	Scheduler	Administratio	90-27 Parson	1	Low
19	DEPT OF HE	Internal	Scheduler	Administratio	90-27 Parson	1	Low
20	DEPT OF HE	External	Navigation S	Health	NYC - All Bor	1	Low
21	DEPT OF HE	Internal	IT Asset and	Technology,	42-09 28th St	1	High
22	DEPT OF HE	External	IT Desktop a	Technology,	42-09 28th St	1	High
23	DEPT OF HE	Internal	Laboratory As	Constituent S	90-37 Parson	1	Low
24	DEPT OF HE	Internal	PMH-AANHPI	Health	42-09 28th St	15	Low
25	DEPT OF DE	External	Deputy Director	Engineering,	30-30 Thoms	1	High
26	DEPT OF HE	External	Development	Constituent S	42-09 28th St	2	Low
27	DEPT OF CIT	External	Investigation	Legal Affairs	1 Centre St.,	1	Medium
28	DEPT OF HE	Internal	Data Governa	Constituent S	42-09 28th St	1	Medium
29	DEPT OF HE	External	Data Governa	Constituent S	42-09 28th St	1	Medium

Mai jos este procesul care va genera setul de date pentru modelul de clasificare:



## 1. Retrieve (Retrieve DataPrep\_3):

Importă setul de date pregătit la tema 2.

#### 2. Select Attributes (Primul Select Attributes):

Selectează doar atributele relevante pentru model: Agency, Business Title, Job Category, Work Location, Posting Type si Salary Range To.

#### 3. Filter Examples:

Aplică un filtru pentru a stergem inregistrarile cu valori <10000 din coloana Salary Range To.

#### 4. Generate Attributes:

Creează un nou atribut (Salary Level) bazat pe Salary Range To.

Utilizează o expresie pentru a clasifica salariile în 3 categorii (Low, Medium, High), în funcție de pragurile stabilite:

Low: 40k - 80k.

Medium: 80k - 120k.

High: >120k.

## 5. Select Attributes (Al doilea Select Attributes):

Elimină coloana Salary Range To, care nu mai este necesară pentru antrenarea modelului(a fost folosit doar pentru a creea Salary Level).

#### 6. Set Role:

Setează Salary Level ca label (variabila țintă pe care modelul trebuie să o prezică).

Atributele (restul coloanelor) sunt informațiile pe care modelul le folosește pentru a învăța să facă predicția.

#### 7. Cross Validation:

Evaluează performanța modelului folosind o metodă de validare 10-fold.

Ce face:

Zona Training:

Construiește modelul de clasificare folosind Decision Tree.

**Modelul "învață"** relațiile dintre datele despre job și nivelurile salariale (Salary Level) folosind algoritmul Decision Tree.

De exemplu:

"Manager" dintr-o agenție financiară → Salariu "Mare".

"Assistant" dintr-o agenție educațională → Salariu "Mic".

Modelul prezice nivelul salarial ("Mic", "Mediu", "Mare") pentru fiecare job.

#### Zona Testing:

Aplică modelul pe datele de test și compară predicțiile cu valorile reale (Salary Level).

Modelul compară Salary Level prezis (din Apply Model) cu Salary Level real (etichetă existentă din Set Role).

Compararea este realizată automat de operatorul Performance, care calculează metricile precum Accuracy(procentul total de predicții corecte), Precision(din predicțiile unei categorii, câte sunt corecte) și Recall(din toate valorile reale ale unei categorii, câte sunt identificate corect).

Dacă predicția este identică cu valoarea reală → Corect. Dacă nu, → Greșit.

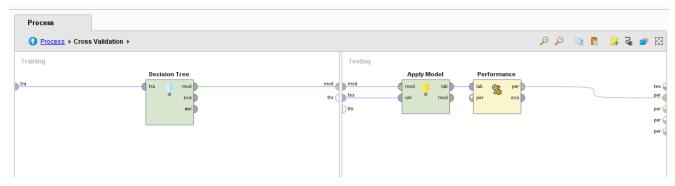
#### 8. leşirile Cross Validation:

Ce se trimite către Results:

Performance Vector: Metricile generale ale modelului.

Confusion Matrix: Performanța pe fiecare clasă (Low, Medium, High).

Cross Validation arata asa:



## Rulam procesul si obtinem urmatorii indici de performanță:



#### Precision (Precizia pe clasă):

High: 31.68% – Din toate predicțiile pentru clasa High, doar 31.68% sunt corecte.

Low: 49.41% – Aproape jumătate din predicțiile pentru clasa Low sunt corecte.

Medium: 42.91% – Modelul confundă frecvent clasa Medium cu celelalte clase.

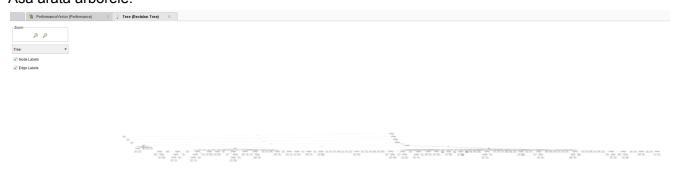
#### Recall (Rata de identificare a clasei):

High: 2.66% – Modelul detectează extrem de putine exemple din clasa High.

Low: 46.04% – Aproximativ jumătate din exemplele reale Low sunt detectate corect.

Medium: 65.61% – Modelul recunoaște bine exemplele din clasa Medium.

## Asa arata arborele:



Pentru a imbunatatii performanta modelului putem face urmatoarele modificari:

#### Modificarea parametrilor arborelui de decizie:

Maximum Depth (Adâncimea maximă):

Reducerea adâncimii arborelui poate preveni overfitting (modelul care "memorizează" datele în loc să generalizeze). Un arbore prea adânc tinde să captureze zgomotul din date și să performeze mai prost pe setul de testare.

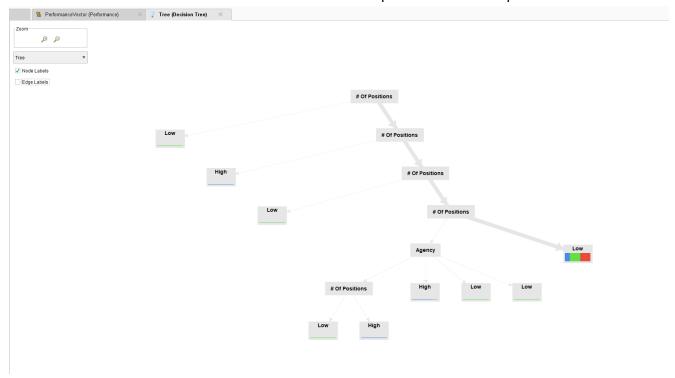
Minimal Leaf Size (Dimensiunea minimă a frunzelor):

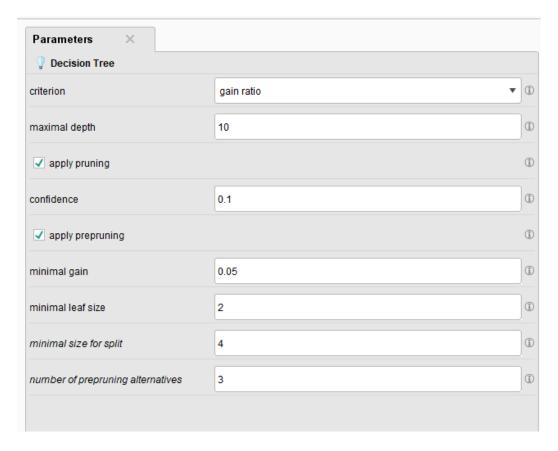
Creșterea dimensiunii minime a frunzelor obligă arborele să creeze frunze care acoperă mai multe exemple. Astfel, modelul devine mai general.

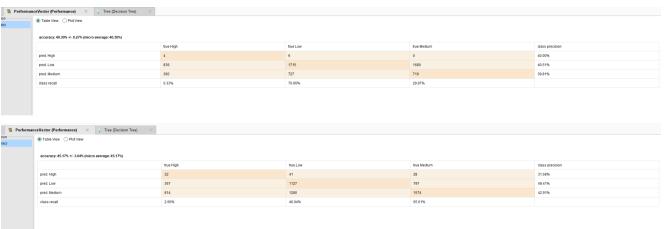
• Minimal Gain (Câștig minim):

Creșterea acestui parametru va reduce numărul de divizări în arbore. Dacă câștigul de informație este prea mic, divizarea nu se va realiza.

**Test 1**Am modificat Minimal Gain - de la 0.01 la 0.5. Am obtinut predictii echilibrate pentru cele 3 clase.







#### Modelul anterior:

Performanța generală a fost mai echilibrată între clase, cu un recall mai mare pentru clasa Medium. A avut o acuratețe globală mai bună (45.17%).

#### Modelul actual:

Îmbunătățește precizia pentru clasa High (de la 31.68% la 40%). Identifică mult mai bine exemplele din clasa Low (recall de 70.06%). Însă suferă în ceea ce privește performanța pe clasa Medium (recall scăzut la 29.97%). Acuratețea totală este mai slabă (40.30%).

## III. Clustering in Altair

#### Pasul 1.

Articolul *"Explainable k-means clustering: Theory and practice"* (Dasgupta, Sanjoy, et al., 2020) <a href="http://interpretable-ml.org/icml2020workshop/pdf/06.pdf">http://interpretable-ml.org/icml2020workshop/pdf/06.pdf</a> analizează problema lipsei de

interpretabilitate a algoritmilor tradiționali de clustering, precum k-means. Aceste metode grupează datele pe baza distanțelor față de centrele clusterelor, dar funcționează ca o "cutie neagră", fără a oferi explicații clare despre logica grupării, limitând astfel utilizarea lor în decizii practice.

Autorii propun algoritmul **Explainable k-Means Clustering (ExKMC)**, care combină avantajele k-means cu interpretabilitatea, generând clustere explicate prin reguli simple și intuitive, similare cu arborii de decizie. De exemplu:

- "Joburile din clusterul 1 au salariu < 100k şi aparţin categoriei Finance & Administration."</li>
- "Joburile din clusterul 2 au salariu > 80k și necesita nivel de educatie **Master**."

Această metodă transformă clustering-ul într-un proces transparent, facilitând aplicarea în domenii precum analiza pieței muncii sau luarea deciziilor administrative, unde interpretabilitatea este esențială.

#### Pasul 2.

Aplicarea algoritmului Explainable k-Means Clustering (ExKMC) pe setul de date NYC\_Jobs, în Altair nu este direct posibil deoarece ExKMC este un algoritm specific, descris în literatura științifică, și nu este integrat nativ în Altair.

Deoarece **ExKMC combină k-means și arbori de decizie**, putem simula acest proces printr-un workflow structurat.

În cadrul acestui proiect, utilizăm clustering-ul pentru a grupa joburile din setul de date în funcție de asemănări relevante între diferite atribute. Obiectivul este să identificăm tipare ascunse și să segmentăm datele în grupuri (clustere) semnificative, care să ofere informații utile despre structura și distribuția joburilor.

## Următorii pași în Altair:

- 1. Selectăm atributele relevante din setul de date.
- 2. Aplicăm un algoritm de clustering k-means pentru a genera centrele.
- 3. Construim un arbore de decizie explicativ care să detalieze clusterele generate.
- 4. Verificăm și ajustăm interpretabilitatea și precizia modelului.

#### Selectăm atributele relevante din setul de date.

#### • Salary Range To:

Reprezintă principalele variabile numerice care diferențiază joburile pe baza salariului. Pot fi utilizate pentru a identifica clustere de joburi cu salarii mici, medii sau mari.

#### Job Category:

Ajută la identificarea grupurilor de joburi similare (e.g., Social & Health Services, Technical Services, Finance & Administration, Public Safety & Legal si Policy & Research).

#### Posting Type:

Indică dacă jobul este Internal sau External, ceea ce poate influența modul în care sunt grupate joburile. Variabilă nominală cu două valori (binevenită în clustering).

#### # Of Positions:

Variabilă numerică care indică numărul de poziții disponibile pentru un job.

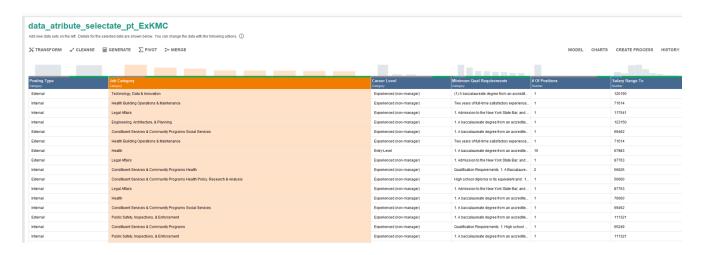
Este utilă pentru a diferenția joburile individuale de cele cu multiple poziții.

#### Career level

Ne arata nivelul de experienta necesar.

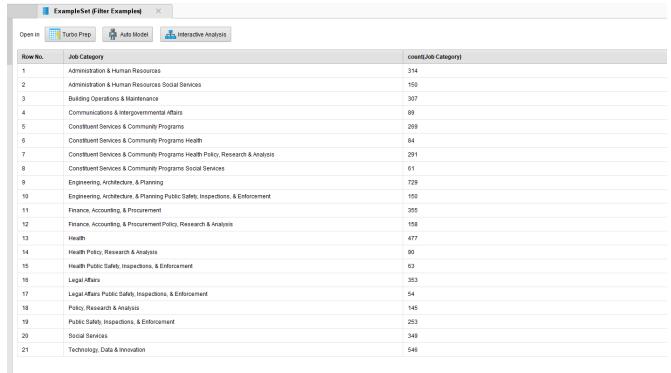
#### • Minimum qualification requirements

Putem extrage nivelul de educatie formala necesar.



## Vom prelucra datele.

**A.)** Analizand coloana Job Category **vom creea coloana Job\_Domain**, in care avem ca valori domenii largi de activitate:



#### Grupam astfel:

## 1. Social & Health Services

- Administration & Human Resources Social Services
- Constituent Services & Community Programs
- Constituent Services & Community Programs Health
- Constituent Services & Community Programs Health Policy, Research & Analysis
- Constituent Services & Community Programs Social Services
- Health
- Health Policy, Research & Analysis

Social Services

## 2. Technical Services

- Engineering, Architecture, & Planning
- Engineering, Architecture, & Planning Public Safety, Inspections, & Enforcement
- Technology, Data & Innovation

#### 3. Finance & Administration

- Administration & Human Resources
- Building Operations & Maintenance
- Communications & Intergovernmental Affairs
- Finance, Accounting, & Procurement
- Finance, Accounting, & Procurement Policy, Research & Analysis

#### 4. Public Safety & Legal

- Public Safety, Inspections, & Enforcement
- Health Public Safety, Inspections, & Enforcement
- Legal Affairs
- Legal Affairs Public Safety, Inspections, & Enforcement

#### 5. Policy & Research

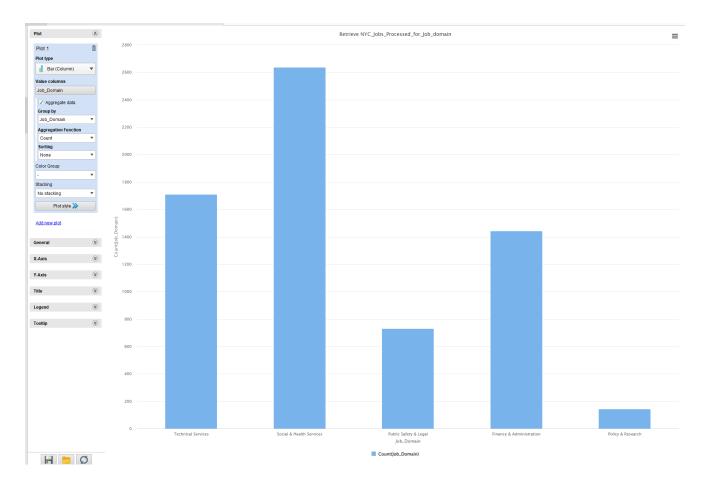
Policy, Research & Analysis

#### In python facem acest lucru folosind codul:

```
import pandas as pd
def categorize_job_domain(job_category):
   if any(keyword in job_category for keyword in [
       "Administration & Human Resources Social Services",
       "Constituent Services & Community Programs",
       "Constituent Services & Community Programs Health",
       "Constituent Services & Community Programs Health Policy, Research & Analysis",
        "Constituent Services & Community Programs Social Services",
       "Health Policy, Research & Analysis",
        "Social Services"
       return "Social & Health Services"
   if any(keyword in job_category for keyword in [
        "Engineering, Architecture, & Planning",
        "Engineering, Architecture, & Planning Public Safety, Inspections, & Enforcement",
        "Technology, Data & Innovation"
       return "Technical Services"
   if any(keyword in job_category for keyword in [
       "Administration & Human Resources",
        "Building Operations & Maintenance",
        "Communications & Intergovernmental Affairs",
       "Finance, Accounting, & Procurement",
       "Finance, Accounting, & Procurement Policy, Research & Analysis"
       return "Finance & Administration"
   if any(keyword in job_category for keyword in [
        "Public Safety, Inspections, & Enforcement",
        "Health Public Safety, Inspections, & Enforcement",
        "Legal Affairs Public Safety, Inspections, & Enforcement"
       return "Public Safety & Legal"
```

```
if "Policy, Research & Analysis" in job_category:
       return "Policy & Research"
# Citire fișier CSV
input_file = r"C:\\Users\\Daci\\Downloads\\NYC_Jobs.csv (1)\\data_atribute_selectate_pt_ExKMC.csv"
try:
   data = pd.read_csv(input_file, encoding='utf-8', sep=';', on_bad_lines='skip')
except pd.errors.ParserError as e:
   print(f"Eroare la citirea fișierului CSV: {e}")
# Curățare nume coloane
data.columns = data.columns.str.strip()
# Verificare nume coloane
print("Coloanele disponibile în fișierul CSV sunt:", data.columns)
# Adăugare coloană nouă
if 'Job Category' in data.columns:
   data['Job_Domain'] = data['Job Category'].apply(categorize_job_domain)
else:
   raise ValueError("Coloana 'Job Category' nu există în fișierul de intrare.")
# Salvare fișier rezultat
output_file = r"C:\\Users\\Daci\\Downloads\\NYC_Jobs_Processed.csv"
data.to_csv(output_file, index=False, encoding='utf-8')
print(f"Fișier procesat salvat la: {output_file}")
```

Obtinem:



**B.)** Creăm o coloană nouă, Salary Level, cu valorile "mic", "mediu" si "mare" cu Generate Atributes. Salary Level lua valorile date de urmatoarea expresie:

```
if([Salary Range To] <= 80000, "Low",
  if([Salary Range To] <= 120000, "Medium", "High"))</pre>
```

**C.)** Avem nevoie de **coloana Education**. Rulam urmatorul cod python:

```
import pandas as pd
import numpy as np

def extract_education_level(qualification):
    qualification = qualification.lower()
    if any(keyword in qualification for keyword in ["phd", "doctorate", "juris doctor", "admission to the bar"]):
        return "Doctorat"
    elif any(keyword in qualification for keyword in ["master's degree", "mba"]):
        return "Master"
    elif any(keyword in qualification for keyword in ["bachelor", "baccalaureate", "registered nurse", "architect",
"engineer"]):
        return "Bachelor"
    elif any(keyword in qualification for keyword in ["high school", "diploma", "ged"]):
        return "High school diploma"
    else:
        return "No formal education specified"

# Citire fisier CSV
input_file = r"C:\\Users\\Daci\\Downloads\\NYC_Jobs.csv (1)\\data_atribute_selectate_pt_ExKMC_ed_level.csv"
try:
    data = pd.read_csv(input_file, encoding='utf-8', sep=';', on_bad_lines='skip')
```

```
except pd.errors.ParserError as e:
    print(f"Eroare la citirea fișierului CSV: {e}")
    raise

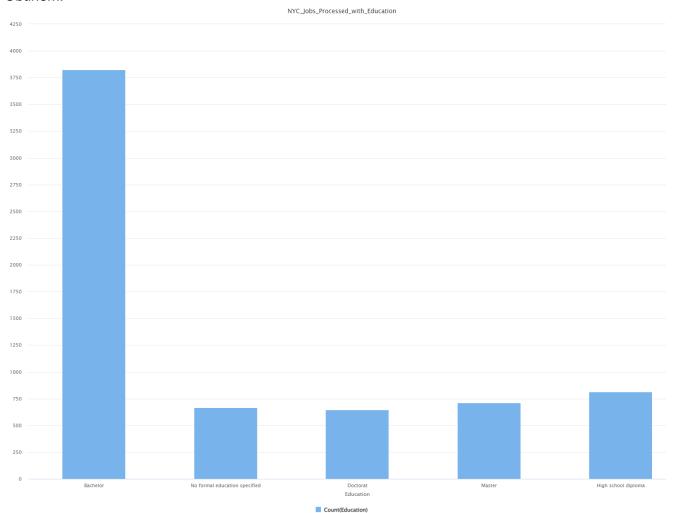
# Curăţare nume coloane
data.columns = data.columns.str.strip()

# Verificare nume coloane
print("Coloanele disponibile in fișierul CSV sunt:", data.columns)

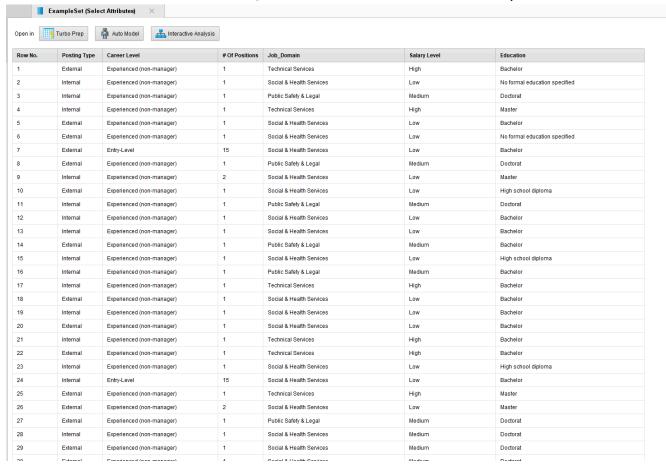
# Adăugare coloană Nivel Educație
if 'Minimum Qual Requirements' in data.columns:
    data['Education'] = data['Minimum Qual Requirements'].fillna('').apply(extract_education_level)
else:
    raise ValueError("Coloana 'Minimum Qual Requirements' nu există în fișierul de intrare.")

# Salvare fișier rezultat
output_file = r"C:\\Users\\Daci\\Downloads\\NYC_Jobs_Processed_with_Education.csv"
data.to_csv(output_file, index=False, encoding='utf-8')
print(f"Fișier procesat salvat la: {output_file}")
```

## Obtinem:



## Asa arata datele pe care vom aplica algoritmul ExKMC ce combină k-means și arbori de decizie



## Pregatirea datelor pentru aplicarea k-means

Datele noastre arata astfel:

Posting Type - Tip date Nominal Valori: Internal, External

Career level - Tip date Nominal Valori: Experienced (non-manager), Entry-Level, Manager,

Student, Executive

# Of Positions - Tip date Real

Job\_Domain - Tip date Nominal Valori: Social & Health Services, Technical Services, Finance &

Administration, Public Safety & Legal, Policy & Research

Salary Level - Tip date Nominal Valori: Low, Medium, High

Education - Tip date Nominal Valori: Bachelor, High school diploma, Master, No formal

education specified, Doctorat

În Altair, folosim aceste metode pentru a converti datele nominale in numerice:

## a. Codificare ordinală (Ordinal Encoding)

Aceasta presupune atribuirea unui număr fiecărei categorii.

Este potrivita pentru datele categorice care au o ordine clară, cum ar fi Career Level sau Salary Level.

Exemplu: Career Level:

Student  $\rightarrow$  0

Entry-Level → 1

Experienced (non-manager) → 2

Manager  $\rightarrow$  3

#### Executive $\rightarrow 4$

## b. Codificare one-hot (One-Hot Encoding)

Aceasta creează mai multe coloane binare (0 sau 1) pentru fiecare categorie.

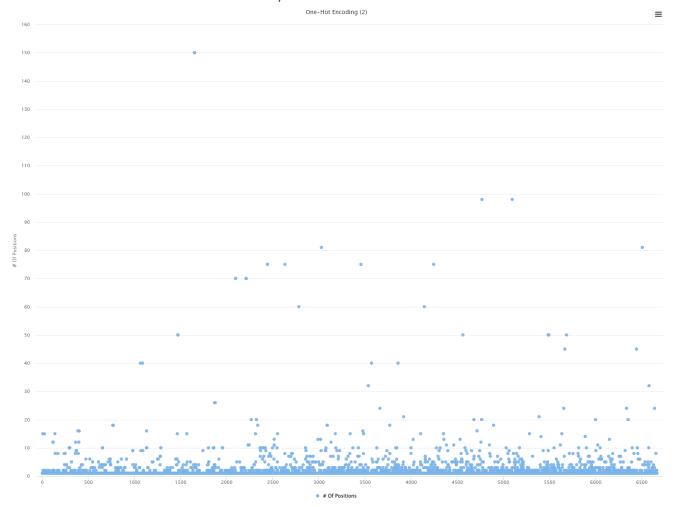
Este utilă pentru date fără ordine, cum ar fi Job Domain sau Education.

Exemplu: Job Domain:

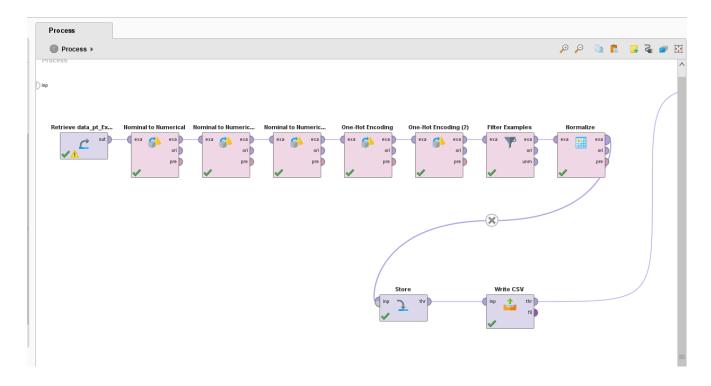
Social & Health Services  $\rightarrow$  [1, 0, 0, 0, 0]

Technical Services  $\rightarrow$  [0, 1, 0, 0, 0]

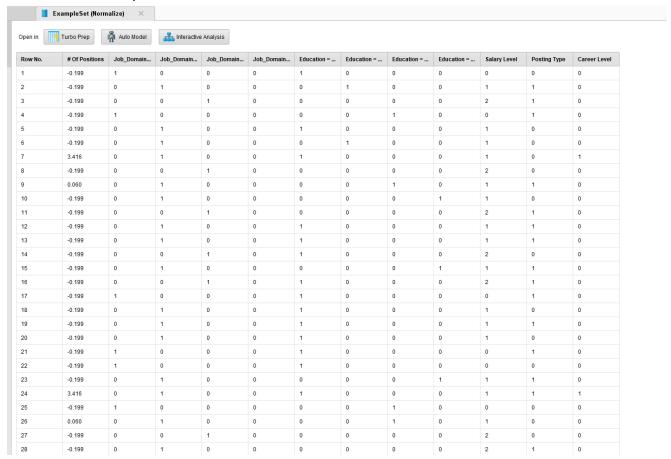
Coloana # Of Positions este deja numerică, dar trebuie scalată (normalizată). Folosim Z-Score Standardization care reduce impactul valorilor extreme (min val 1.0 max val 150), ceea ce ajută K-Means să creeze clustere mai uniforme și mai relevante.



Vom elimina val de 150 deoarece e prea mare fata de restul val si poate distorsiona clusteringul. Asa arata procesul in Altair.



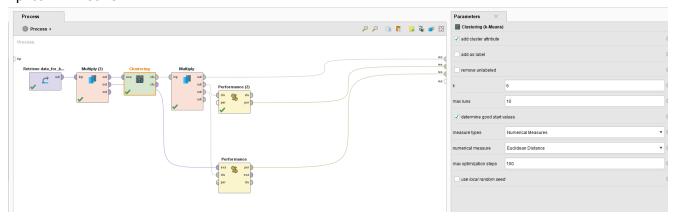
## Asa arata datele dupa codificare



## Operatorul One-Hot Encoding funcționează astfel în Altair Studio Al:

Atributul nominal original va fi eliminat, iar în locul său vor fi adăugate un set de noi atribute binare. Va exista o coloană nouă pentru fiecare valoare nominală posibilă a coloanei originale, cu excepția uneia (așa-numitul grup de comparație).

## Aplicam k means:



Folosim 2 operatori de performanta:

#### **Cluster Distance Performance si Item Distribution Performance**

Testam pt k=6,8,10,15

#### 1. Avg. Within Centroid Distance (Compactitatea clusterelor)

Aceasta măsoară cât de aproape sunt punctele din fiecare cluster de centroidul lor:

Valorile mai mici (în valoare absolută) indică o compactitate mai mare (clustere mai bine grupate). La valori mai mari de k, valorile medii tind să scadă (clusterele devin mai mici și mai compacte). Interpretare:

Pe măsură ce k crește, clusterele devin mai mici și mai compacte (ceea ce este de așteptat). k=6 are cea mai mare valoare absolută, indicând clustere mai mari și mai puțin compacte, ceea ce poate reflecta o grupare mai generală.

Compactitatea crește semnificativ la k=15, dar acest lucru poate duce la supraîmpărțirea datelor.

## 2. Davies-Bouldin Index (Separarea și coeziunea clusterelor)

Aceasta măsoară raportul dintre distanțele dintre clustere și dimensiunile lor:

Valorile mai mici indică clustere bine separate și compacte.

Interpretare:

k=8 are cel mai mic Davies-Bouldin Index (-1.466), indicând o separare mai bună a clusterelor.

La k=10, valoarea crește (devine mai puțin negativă), sugerând că separarea și coeziunea clusterelor se deteriorează.

k=6 şi k=15 au valori similare, dar mai slabe decât k=8.

#### 3. Example Distribution (Uniformitatea distributiei datelor între clustere)

Aceasta măsoară cât de bine sunt distribuite exemplele între clustere:

Valorile apropiate de 1 indică o distribuție uniformă.

Valorile apropiate de 0 indică o distribuție foarte dezechilibrată.

Interpretare:

k=6 are cea mai uniformă distribuție a datelor între clustere.

Distribuția devine din ce în ce mai dezechilibrată pe măsură ce crește numărul de clustere.

La k=15, unele clustere pot fi foarte mici sau subreprezentate, indicând supraîmpărţirea datelor.

## Concluzii generale:

- 1. Alegerea k depinde de scopul analizei:
  - k=6: Clustere mai generale, bine distribuite (uniformitate bună). Recomandat dacă scopul este o segmentare de nivel înalt.

- k=8: Oferă un echilibru bun între compactitate, separare și distribuție. Este cel mai recomandat din perspectiva Davies-Bouldin Index.
- k=10: Compactitate crescută, dar separarea clusterelor se deteriorează (Davies-Bouldin Index mai slab).
- k=15: Compactitate maximă, dar distribuția datelor este foarte dezechilibrată, ceea ce poate duce la clustere inutile sau redundante.

## 2. Recomandare optimă: k=8

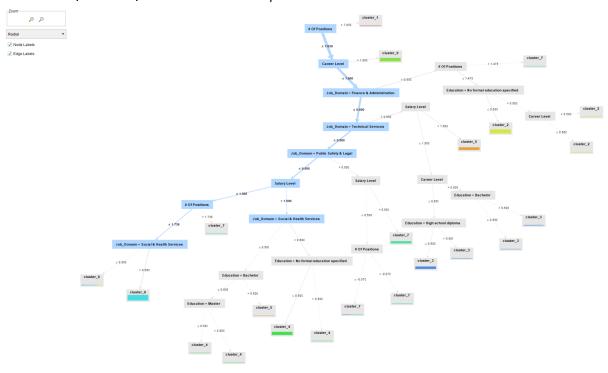
Separare bună a clusterelor (Davies-Bouldin Index scăzut).

Distribuție relativ uniformă și compactitate echilibrată.

## Aplicam arborii de decizie:



Detalii complete despre fiecare cluster, așa cum rezultă din arborele de decizie:



## Cluster 1 (# Of Positions > 7.030)

Caracteristici:

Număr mare de poziții disponibile: peste 7.030. Exclusiv 24 exemple.

• Interpretare:

Acest cluster reprezintă joburi cu cerere extrem de mare.

Probabil joburi generale sau care necesită forță de muncă mare (ex.: retail, logistică).

## Cluster 0 (Career Level > 1.500 şi # Of Positions ≤ 7.030)

Caracteristici:

Joburi avansate, cu nivel de carieră peste 1.500.

Include 893 exemple.

Domeniile joburilor și alte caracteristici nu sunt specificate în arbore pentru acest cluster.

• Interpretare:

Roluri de management sau senior-level, cerând experientă si calificări superioare.

Poate include poziții din diverse domenii, dar clar distinse prin nivelul ridicat de carieră.

## Cluster 7 (Job\_Domain = Finance & Administration și Career Level ≤ 1.500)

• Segment 1 (# Of Positions > 1.479):

Include 26 exemple.

Joburi financiare sau administrative cu cerere moderată (peste 1.479 poziții disponibile).

• Segment 2 (# Of Positions ≤ 1.479):

Nu este direct detaliat în arbore.

Interpretare:

Joburi în domeniul financiar sau administrativ, probabil la nivel intermediar.

# Cluster 2 (Job\_Domain = Finance & Administration, Career Level ≤ 1.500, # Of Positions ≤ 1.479)

• Subdiviziuni pe educație:

Fără educatie formală: 1062 exemple.

Majoritatea joburilor din acest cluster.

• Alt nivel de educatie:

Educația și nivelul de carieră influențează joburile (48 exemple cu Career Level > 0.500 și educație limitată).

• Interpretare:

Roluri de bază sau entry-level în domeniul financiar sau administrativ.

## Cluster 5 (Job\_Domain = Technical Services și Salary Level > 1.500)

Caracteristici:

Include 690 exemple.

Joburi tehnice cu salarii mari.

• Interpretare:

Roluri bine plătite în domeniul tehnic (ex.: inginerie, IT, proiectare).

Clusterul sugerează un segment premium al pieței muncii.

## Cluster 3 (Job\_Domain = Technical Services și Salary Level ≤ 1.500)

Subdiviziuni pe educatie:

Diplomă de licentă > 0.500: 70 exemple.

Joburi tehnice de nivel mediu.

Diplomă de liceu: 612 exemple.

Joburi tehnice entry-level.

Interpretare:

Clusterul conține joburi mai accesibile în domeniul tehnic, cu salarii mai mici comparativ cu Cluster 5.

#### Cluster 7 (Job\_Domain = Public Safety & Legal, Career Level ≤ 1.500, Salary Level > 0.500)

Caracteristici:

Include 529 exemple.

Joburi în domeniul public (ex.: poliție, asistență juridică), cu salarii peste medie.

• Interpretare:

Clusterul reflectă poziții cu responsabilități ridicate în domeniul public.

## Cluster 4 (Job\_Domain = Social & Health Services, Salary Level > 1.500)

Subdiviziuni pe educație:

Educație fără specificare formală:

Include 811 exemple.

Alt nivel de educație:

Roluri mai bine definite, 26 exemple cu educație înaltă.

Interpretare:

Joburi din domeniul sănătății cu salarii mari.

Clusterul reflectă un mix de specialiști și roluri mai generale.

## Cluster 6 (Job\_Domain = Social & Health Services, Salary Level ≤ 1.500)

• Subdiviziuni:

Majoritatea joburilor sunt entry-level sau intermediare, cu salarii mai mici. Include 1495 exemple.

• Interpretare:

Joburi diverse, cu cerințe mai puțin stricte, reflectând probabil o gamă largă de roluri. Cluster 7 (subclustere suplimentare pentru Job\_Domain = Public Safety & Legal și # Of Positions > -0.070)

Caracteristici:

Roluri care combină salarii medii și cerințe moderate pentru numărul de poziții. Poate include joburi de suport sau operaționale.

**Concluziile statistice** despre joburile din sectorul public din orasul New York, așa cum reies din analiza setului de date, pot fi valoroase pentru mai multe categorii de persoane și organizații:

## 1. Viitorii angajaţi şi studenţi

Cluster 1: Joburi cu cerere foarte mare (>7.030 poziții).

Recomandare: Alegerea unor domenii generale (ex.: logistică, retail) pentru oportunități rapide de angajare.

Cluster 0: Joburi avansate, senior-level (893 pozitii).

Recomandare: Investiți în studii superioare și experiență pentru roluri de management sau specializare avansată.

Cluster 7 (Finanțe & Administrație): Joburi cu cerere moderată/intermediară.

Recomandare: Studiați economie, contabilitate sau administrație publică pentru oportunități în domeniu.

Cluster 2: Joburi entry-level în finanțe/administrativ (1062 poziții fără cerințe educaționale). Recomandare: Accesibile imediat, dar avansarea necesită educație formală suplimentară.

Cluster 5: Joburi tehnice bine plătite (690 poziții).

Recomandare: Optați pentru educație STEM (IT, inginerie) pentru salarii competitive și cerere crescută.

Cluster 3: Joburi tehnice entry-level (612 poziții cu liceu, 70 cu licență).

Recomandare: Începeți cu calificări tehnice de bază, apoi avansați prin programe de licență sau certificări.

Cluster 7 (Siguranță Publică & Legal): Joburi în siguranță publică (529 poziții).

Recomandare: Alegeți domenii precum dreptul sau serviciile publice pentru stabilitate și salarii bune.

Cluster 4: Joburi bine plătite în sănătate (811 fără cerințe, 26 specialiști).

Recomandare: Profitați de oportunități entry-level, iar specializarea medicală poate aduce câștiguri semnificative.

Cluster 6: Joburi entry-level în sănătate (1495 poziții).

Recomandare: Oportunități accesibile imediat; dezvoltarea profesională prin programe de formare continuă.

Studenții și viitorii angajați pot alege domeniile și nivelurile educaționale în funcție de aspirațiile lor, orientându-se spre clusterele cu cerințe și beneficii compatibile cu planurile lor de carieră.

## 2. Organizațiile guvernamentale și agențiile publice

Cluster 1: Joburi cu cerere foarte mare (>7.030 poziții).

Acțiuni: Campanii de recrutare masive și parteneriate pentru formare rapidă.

Cluster 0: Joburi avansate, senior-level (893 poziții).

Acțiuni: Pregătirea internă pentru promovarea angajaților și atragerea de talente senior.

Cluster 7: Joburi în Finante & Administratie (cerere moderată/intermediară).

Acțiuni: Traineeship-uri pentru tineri absolvenți și digitalizarea proceselor repetitive.

Cluster 2: Joburi entry-level în finante/administrativ (1062 pozitii fără cerinte educationale).

Acțiuni: Accesibilitate crescută pentru comunități defavorizate.

Cluster 5: Joburi tehnice bine plătite (690 poziții).

Acțiuni: Sprijinirea educației STEM și programe de relocare pentru talente.

Cluster 3: Joburi tehnice entry-level (612 poziții cu liceu, 70 cu licență).

Acțiuni: Parteneriate cu licee tehnice și programe de certificare.

Cluster 7: Joburi în Sigurantă Publică & Legal (529 pozitii, salarii peste medie).

Acțiuni: Recrutare activă și programe de formare continuă.

Cluster 4: Joburi bine plătite în sănătate (811 fără cerințe, 26 specialiști).

Acțiuni: Investiții în educația medicală și retenția talentelor.

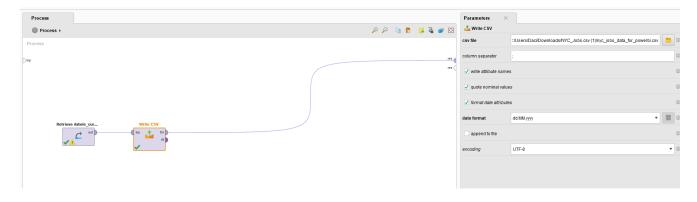
Cluster 6: Joburi entry-level în sănătate (1495 poziții).

Acțiuni: Diversitate în angajare și instruire pentru avansare.

Aceste date sprijină recrutarea, formarea și optimizarea forței de muncă publice.

#### IV. Vizualizarea datelor

Exportam fisierul cu datele preprocesate in Altair Studio Ai.



## In python vom adauga coloana Education:

```
import pandas as pd
import numpy as np
def extract_education_level(qualification):
   qualification = qualification.lower()
   if any(keyword in qualification for keyword in ["phd", "doctorate", "juris doctor", "admission to the bar"]):
       return "Doctorat"
   elif any(keyword in qualification for keyword in ["master's degree", "mba"]):
   elif any(keyword in qualification for keyword in ["bachelor", "baccalaureate", "registered nurse", "architect",
'engineer"]):
       return "Bachelor"
   elif any(keyword in qualification for keyword in ["high school", "diploma", "ged"]):
       return "No formal education specified"
input_file = r"C:\\Users\\Daci\\Downloads\\NYC_Jobs.csv (1)\\nyc_jobs_data_for_powerbi.csv"
 Detectarea separatorului corect
try:
    # Detectăm automat separatorul
   data = pd.read_csv(input_file, encoding='utf-8', sep=None, engine='python', on_bad_lines='skip')
   print("Separator detectat automat. Coloanele disponibile în fișierul CSV sunt:")
   print(data.columns)
except pd.errors.ParserError as e:
   print(f"Eroare la citirea fișierului CSV: {e}")
data.columns = data.columns.str.strip()
```

```
# Adăugare coloană Nivel Educație
if 'Minimum Qual Requirements' in data.columns:
    data['Education'] = data['Minimum Qual Requirements'].fillna('').apply(extract_education_level)
else:
    raise ValueError("Coloana 'Minimum Qual Requirements' nu există în fișierul de intrare.")

# Calea fișierului de ieșire
output_file = r"C:\\Users\\Daci\\Downloads\\NYC_Jobs.csv (1)\\nyc_jobs_data_for_powerbi_add_education.csv"

# Salvare fișier rezultat cu separator definit explicit
data.to_csv(output_file, index=False, encoding='utf-8', sep=',')
print(f"Fișier procesat salvat la: {output_file}")
```

## In python vom adauga si coloana Job\_Domain.

```
import pandas as pd
def categorize_job_domain(job_category):
    if any(keyword in job_category for keyword in [
       "Administration & Human Resources Social Services",
       "Constituent Services & Community Programs",
        "Constituent Services & Community Programs Health",
        "Constituent Services & Community Programs Health Policy, Research & Analysis",
        "Constituent Services & Community Programs Social Services",
       "Social Services"
       return "Social & Health Services"
    if any(keyword in job_category for keyword in [
        "Engineering, Architecture, & Planning",
        "Engineering, Architecture, & Planning Public Safety, Inspections, & Enforcement",
       return "Technical Services"
   if any(keyword in job_category for keyword in [
       "Administration & Human Resources",
        "Building Operations & Maintenance",
       "Communications & Intergovernmental Affairs",
       "Finance, Accounting, & Procurement",
       "Finance, Accounting, & Procurement Policy, Research & Analysis"
    if any(keyword in job_category for keyword in [
        "Public Safety, Inspections, & Enforcement",
       "Health Public Safety, Inspections, & Enforcement",
       "Legal Affairs Public Safety, Inspections, & Enforcement"
       return "Public Safety & Legal"
    if "Policy, Research & Analysis" in job_category:
       return "Policy & Research"
```

```
# Calea fişierului de intrare
input_file = r"C:\\Users\\Daci\\Downloads\\NYC_Jobs.csv (1)\\nyc_jobs_data_for_powerbi_add_education.csv"

try:
    # Detectarea separatorului corect
    data = pd.read_csv(input_file, encoding='utf-8', sep=None, engine='python', on_bad_lines='skip')
    print("Separator detectat automat. Coloanele disponibile in fişierul CSV sunt:")
    print(data.columns)

except pd.errors.ParserError as e:
    print(f"Eroare la citirea fişierului CSV: {e}")
    raise

# Curâţare nume coloane

data.columns = data.columns.str.strip()

# Addaugare coloanā nouā

if 'Job Category' in data.columns:
    data['Job_Domain'] = data['Job Category'].apply(categorize_job_domain)

else:
    raise ValueError("Coloana 'Job Category' nu existā in fişierul de intrare.")

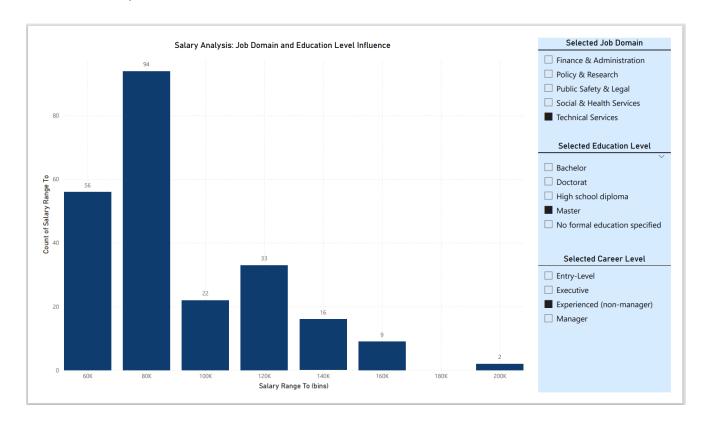
# Calea fişierului de ieşire
    output_file = r"C:\\Users\\Daci\\Downloads\\NYC_Jobs.csv (1)\\nyc_jobs_data_for_powerbi_add_education_job_domain.csv"

# Salvare fişier rezultat cu separator definit explicit

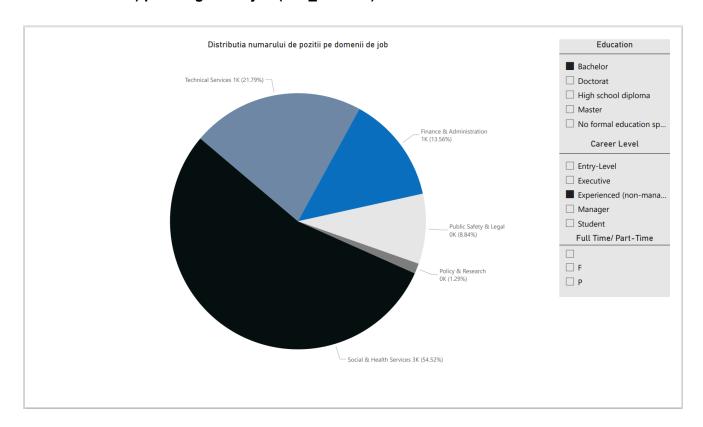
data.to_csv(output_file, index=False, encoding='utf-8', sep=',')
    print(f"Fişier procesat salvat la: {output_file}")
```

#### Vizualizări:

1. Distribuția salariilor in functie de nivelul de cariera, nivelul educatiei si domeniul.

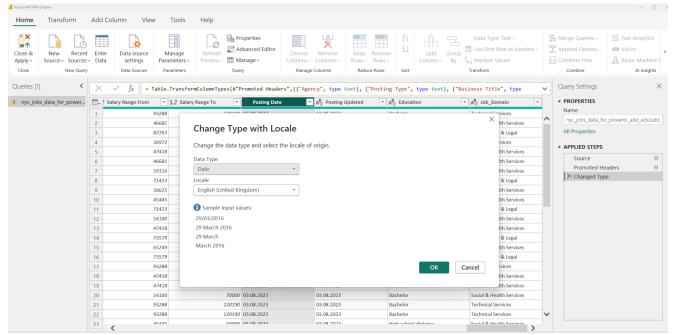


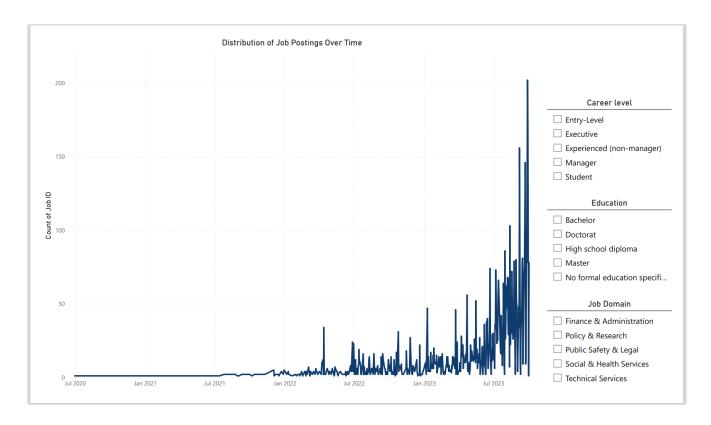
## 2. Diagramă circulară pentru a arăta distribuția totală a numărului de poziții (# Of Positions) pe categorii de job (Job\_Domain).



## 3. Tendințe în postările de joburi

Grafic liniar pentru a evidenția numărul de joburi postate în timp (Posting Date). Convertim coloanele de tip Date care au fost identificate ca si text in tipul Date.





#### 4. Rezidență necesară

Grafic de tip pie chart pentru a evidenția cerințele de rezidență (Residency Requirement).

Analizam dateledin coloana Residency Requirement si observam ca desi avem 96 de formulari distincte pentru Residency Requirement ele reflecta doar 6 categorii distincte:

- 1. No Residency Requirement Nu există cerințe de rezidență.
- 2. Residency Required in 90 Days Rezidență necesară în NYC în termen de 90 de zile.
- 3. Flexible Residency Requirements Rezidență permisă în alte locații după 2 ani.
- 4. Residency in New York State Required Rezidentă necesară în New York State.
- 5. NYC Residency Required Rezidență obligatorie în New York City.
- 6. Temporary COVID-19 Waiver Cerinte flexibile din cauza pandemiei COVID-19.

În Power BI, accesam Transform Data pentru a deschide Power Query. Selecteam coloana Residency Requirement, Add Column, Custom Column. Introducem formula pentru noua coloana Residency.

= if Text.Contains([Residency Requirement], "no residency requirement", Comparer.OrdinalIgnoreCase) or

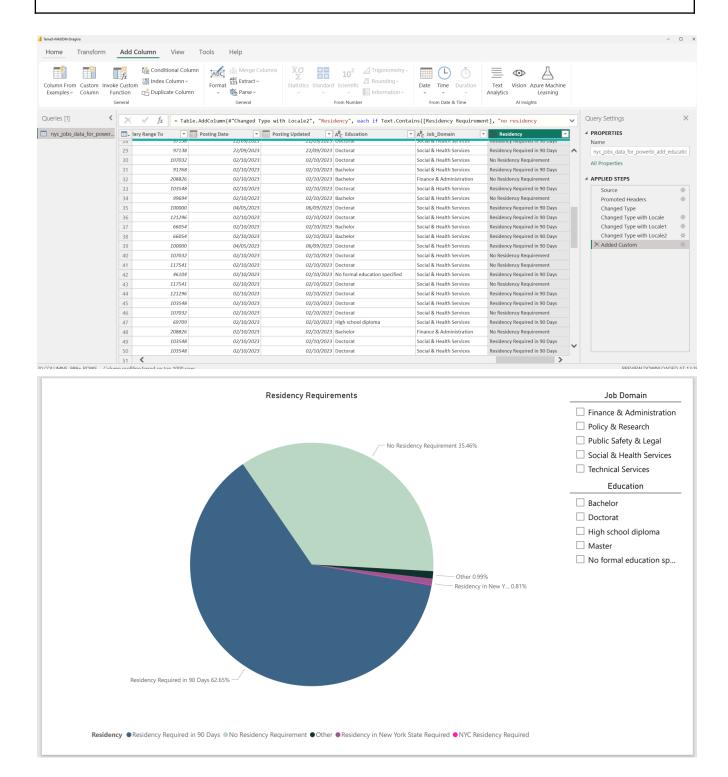
Text.Contains([Residency Requirement], "no residency required", Comparer.OrdinalIgnoreCase) or

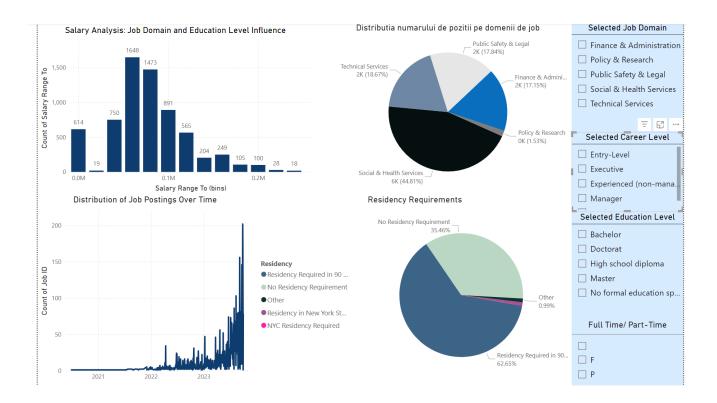
Text.Contains([Residency Requirement], "not required", Comparer.OrdinalIgnoreCase) then "No Residency Requirement"

else if Text.Contains([Residency Requirement], "90 days", Comparer.OrdinalIgnoreCase) then "Residency Required in 90 Days"

else if Text.Contains([Residency Requirement], "New York State", Comparer.OrdinalIgnoreCase) then "Residency in New York State Required"

else if Text.Contains([Residency Requirement], "New York City", Comparer.OrdinalIgnoreCase) and not Text.Contains([Residency Requirement], "90 days", Comparer.OrdinalIgnoreCase) then





## Ce observați despre setul vostru de date în graficele realizate?

#### Analiza nivelelor salariale:

- Cele mai multe salarii sunt in intervalul 40-60k(1648 salarii).
- In intervalul 60-80k sunt 1473 de salarii.
- Cele mai putine se afla in intervalul 220-240k(18 salarii).
- Daca selectam domeniul tehnic, nivel de educatie master si career level entry observam ca salariile sunt in intervalul 80k.

## Distributia joburilor postate in timp:

 Incepand cu luna iulie 2023 numarul joburilor postate a crescut substantial fata de perioada precedenta, in 28 septembrie s-au postat 200 de noi joburi.

## Distriburia joburilor pe domenii:

- Cele mai multe joburi sunt in Social and Health Services 44,81%, iar cele mai putine in Policy and Research: 1,53%.
- Cele mai multe joburi ca manager se gasesc in domeniul tehnic: 29,71%.

#### Cerintele de rezidenta:

- 62.65% din joburi cer candidatilor sa poata obtine rezidenta in urmatoarele 3 luni de la data angajarii
- 35,46% din joburi specifica ca nu e necesara rezidenta