|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Risk and Resilience - OECD | | | | |
|  |  |  | |  |
| indivizi și familii vulnerabile – risc și reziliență în viața adultă  Dumitru Eugenia-Teodora Enache Valentina | | |
| Demografie aplicată pentru luarea deciziilor | | 2022 |

**CUPRINS**

[Introducere 3](#_Toc94403660)

[Revizia literaturii 4](#_Toc94403661)

[Rezultate obținute 6](#_Toc94403662)

[Analiza exploratorie a datelor 6](#_Toc94403663)

[Analiza Cluster 12](#_Toc94403664)

[Aplicații ale modelelor de machine learning în demografie 15](#_Toc94403665)

[Discuții 23](#_Toc94403666)

[Concluzii 24](#_Toc94403667)

[Bibliografie 25](#_Toc94403668)

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
| Introducere Această cercetare se va concentra pe analiza unor factori implicați în creșterea vulnerabilității anumitor indivizi, urmărind capacitatea acestora de a se adapta într-o manieră pozitivă la situații nefavorabile. Toate datele utilizate în cadrul acestui proiect au fost extrase de pe site-ul oficial Eurostat (<https://ec.europa.eu/eurostat/data/database>).  Prima parte a proiectului constă în realizarea unei analize exploratorii a datelor care ne permite examinarea anumitor tendințe pe parcursul unei perioade de 9 ani, în intervalul (2011-2019) dar și realizarea unei analize mai amănunțite a anumitor fenomene la nivelul anului 2019.  În cadrul celei de-a doua părți, am aplicat K-means clustering, dar am și folosit diverși algoritmi de clasificare cu scopul de a prezice o variabilă calitativă, reprezentată în acest caz de o subregiune geografică a Europei (Europa de Nord, Europa Centrală și de Est, Europa de Sud, Europa de Vest, clasificare realizată de EuroVoc) în funcție de 8 variabile cantitative, după cum urmează:   * mult\_jobs – persoane care au mai multe locuri de muncă (%) * unmet\_med\_needs – persoane care au raportat imposibilitatea de a beneficia de servicii medicale (%) * unemp\_rate – rata șomajului (%) * income\_euro – venit mediu anual (euro) * unex\_f\_exp – incapacitatea de a gestiona cheltuieli neprevăzute (%) * inab\_holiday – incapacitatea de a-și permite o vacanță de o săptămână anual (%) * inab\_ends\_meet – populație care trăiește de pe o zi pe alta (%) * exp\_sp – cheltuieli cu protecția sociala (%PIB)   Pentru setul de învățare s-au extras date corespunzătoare anului 2019, iar pentru setul de testare au fost folosite date din anul 2014. | |

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | |  | | |
| Revizia literaturii Am urmărit, desigur, tema vulnerabilității anumitor indivizi și calitatea vieții în general în literatura de specialitate. În „Constant Consumption Smoothing, Limited Investments, and Few Repayments: The Role of Debt in the Financial Lives of Economically Vulnerable Families”, autoarea se întreabă dacă asumarea datoriilor în gospodăriile vulnerabile din punct de vedere financiar poate fi văzută ca o investiție de viitor sau dacă, din contră, îndatorarea nu face să îngreuneze și mai mult viața acelor familii care au o stare materială precară. Totodată, ea observă trendul american în care oamenii se împrumută din ce în ce mai mult, indiferent dacă au venit mare și stabil sau nu. (Seefeldt, 2015)  Seefeldt a folosit pentru această analiză date ce provin dintr-un studiu longitudinal calitativ, care cercetează 45 de femei (cu vârsta cuprinsă între 21 și 61 de ani) cu venituri mici sau moderate din zona metropolitană Detroit din Statele Unite ale Americii. Scopul studiului său este de a examina modul în care aceste familii vulnerabile din punct de vedere financiar (atât cu, cât și fără copii) s-au descurcat în timpul unei recesiuni economice.  Au fost ținute interviuri în fiecare an, în perioada 2006-2011, respondenții fiind întrebați mereu subiecte similare, acestea incluzând teme legate de angajare, utilizarea și experiențele cu programele de asistență publică, finanțele gospodăriei, iar în unele cazuri, experiența cu întoarcerea la școală.  Rezultatele au arătat că, cu excepția schimbărilor semnificative ale veniturilor, familiile cu venituri mici și moderate pot avea mari dificultăți în a scăpa de datorii. Deși în literatura de specialitate privind *consumption smoothing* (adică diferitele moduri prin care gospodăriile încearcă să înlocuiască pierderile de venit pe termen scurt) se presupune că șocurile financiare sunt evenimente izolate, persoanele analizate în studiu au fost implicate constant în acest fenomen – din cauza șomajului, a sub-ocupării forței de muncă, a dificultăților de a le fi asigurate beneficii, etc.  Cu toate că unele familii au reușit să facă progrese cu achitarea datoriilor, au fost plătite sume mici din totalul datorat. Celor care au evitat să se împrumute din nou le-a fost dificil să facă progrese legate de cele din anii trecuți.  În plus, investițiile care au fost făcute pentru viitor (de exemplu, investiția în educație) cu scopul de a crește veniturile nu au dat încă roade în perioada studiului, lăsând familiile în cauze mai îndatorate, nu mai prospere. (Seefeldt, 2015)  În „Impact of the COVID-19 Crisis on Family Dynamics in Economically Vulnerable Households” se cercetează influența crizei sanitare pentru gospodăriile vulnerabile din SUA. Autorii compară dificultățile economice care au venit odată cu pandemia (pierderea veniturilor și a joburilor, traiul de pe o zi pe alta) cu condițiile sociale aduse de COVID (expunerea la virus, creșterea timpului de îngrijire al copiilor) – toate acestea sunt legate de sănătatea mintală și stresul părinților, interacțiunile dintre părinți și copii și adaptarea comportamentală a copiilor. (Kalil, Mayer, & Shah, 2020)  Autorii au realizat un sondaj adresat unor părinți cu venit mic din Chicago, care au copiii la grădiniță. Rezultatele lor au arătat că peste 45% din respondenți au avut parte ori de pierderea job-ului, ori de o pierdere substanțială din veniturile gospodăriei, acestea fiind datorate pandemiei. Cu atât mai mult, combinația dintre pierderea locului de muncă și al venitului pare să creeze stres și să afecteze dezvoltarea copiilor. În plus, COVID-19 a înrăutățit sănătatea mintală și stresul mamelor și le-a diminuat sentimentul de speranță pentru viitor.  Studiul a mai arătat și că expunerea părinților la COVID-19 a fost asociată cu niveluri substanțial mai scăzute de interacțiuni pozitive dintre părinte și copil și niveluri mai crescute ale dezobedienței din partea copiilor. (Kalil, Mayer, & Shah, 2020) | | | | |
|  |  | | |  |
|  |  | | |  |
|  | | |  | | |
| Rezultate obținuteAnaliza exploratorie a datelor Pentru a analiza evoluția în timp a indicatorilor avuți în vedere, am selectat la întâmplare un număr de cinci țări membre ale Uniunii Europene (Bulgaria, Danemarca, Grecia, Franța și România). Cu ajutorul Python am realizat următoarele grafice:    Figura 1 - Evoluția venitului mediu (euro)    *Sursa: Prelucrare proprie în Python*  În graficul de mai sus se poate observa evoluția venitului mediu exprimat în euro. Primul loc este ocupat de Danemarca (28,518 euro), urmată de Franța (21,399 euro), Grecia (8,359 euro) și Bulgaria (3,322 euro) iar România este ocupanta ultimului loc, cu un venit mediu de 2,550 euro.  Figura 2 - Rata șomajului    *Sursa: Prelucrare proprie în Python*  Din graficul de mai sus se poate observa faptul că Grecia are o rată a șomajului foarte mare în comparație cu celelalte patru țări analizate, înregistrând în medie o valoare de 22.5%, aflându-se totuși pe un trend descendent, lucru care se poate afirma și despre celelalte țări. În medie, țara cu cea mai mică rată a șomajului este România cu un procent de 5.6%.  În Figura 3 este reprezentat grafic procentul persoanelor care trăiesc de pe o zi pe alta. În medie, Grecia a obținut cel mai mare scor, de 37.1%, urmată de Bulgaria cu 29.2% și România cu 18.8%, în cazul ultimelor doua țări menționate observându-se și o tendință de scădere a procentelor. Cel mai bine la acest capitol stau cetățenii din Franța și Danemarca, fiecare cu un procent de 4.4%, respectiv 3.6%.  Figura 3 - Procentul persoanelor care trăiesc de pe o zi pe alta | | | | | |

*Sursa: Prelucrare proprie în Python*

În Figura 4, se poate observa reprezentarea grafică a cheltuielilor cu protecția socială, fiind calculate ca procent din Produsul Intern Brut. Franța și Danemarca sunt țările care alocă în medie cea mai mare sumă în acest scop, 34% respectiv 33%. Clasamentul este completat de Grecia cu un procent de 26.4% din PIB, Bulgaria cu 17.2% și România cu 15.1%.

Figura 4 - Cheltuieli cu protecția socială (%PIB)

Chart, line chart

Description automatically generated

*Sursa: Prelucrare proprie în Python*

Figura 5 - Persoane care se află în incapacitatea de a gestiona cheltuieli neprevăzute (%)

Chart, line chart

Description automatically generated

*Sursa: Prelucrare proprie în Python*

În Figura 5 se observă reprezentarea grafică a procentului persoanelor care se află în incapacitatea de a gestiona cheltuieli neprevăzute. În medie, Bulgaria și România înregistrează cele mai mari procente, 53% respectiv 51%, cu alte cuvinte, mai mult de jumătate din populațiile celor două țări nu poate gestiona o cheltuială neprevăzută, însă din grafic reiese faptul că Bulgaria înregistrează scăderi bruște în perioadele 2013-2014 (o scădere de 14.5%) și 2017-2018 (21.1%). Clasamentul este completat de Grecia cu un procent de 48%, Franța cu 32.2% și Danemarca (25.7%).

În graficul de mai jos, se poate observa faptul că există o legătură strânsă între procentul numărului de persoane care au mai mult de un loc de muncă și venitul mediu anual la nivelul anului 2019. Conform histogramei, țara în cadrul căreia se află cel mai mare procent al populației cu mai mult de un loc de muncă este Danemarca, urmată de Franța, Grecia, Bulgaria și România.

Figura 6 - Corelația dintre venitul mediu și deținerea mai multor joburi

Chart, bar chart

Description automatically generated

*Sursa: Prelucrare proprie în Python*

În continuare, a fost realizat un dashboard cu ajutorul Tableau, unde s-au reprezentat la nivelul anului 2019 câteva statistici descriptive corespunzătoare celor 27 de state membre ale Uniunii Europene, referitoare la venitul mediu, procentul populației care trăiește de pe o zi pe alta, rata șomajului, incapacitatea de a face față cheltuielilor neașteptate (%) și incapacitatea de a putea plăti vacanțe(%).

Figura 7 - Statistici descriptive Tableau

Chart, treemap chart

Description automatically generated

*Sursa: Prelucrare proprie în Tableau*

## Analiza Cluster

În continuare, am realizat o analiză cluster a țărilor Uniunii Europene în funcție de următoarele variabile:

* cheltuieli cu protecția sociala (%PIB)
* persoane care au mai multe locuri de muncă (%)
* incapacitatea de a gestiona cheltuieli neprevăzute (%)
* incapacitatea de a-și permite o vacanță de o săptămână anual (%)

Figura 8 - Cluster 0

Table

Description automatically generated

*Sursa: Prelucrare proprie în Python*

Clusterul 0 este compus din 10 țări, care fac majoritar parte din Europa Centrală și de Est și Europa de Sud. În aceste țări, cheltuielile cu protecția socială ajung și la 29% din PIB, media clusterului fiind de 19.52%. În aproape toate țările, excepție făcând Irlanda, procentul populației care nu își permite să plătească o vacanță anual este de peste 30% (cu media clusterului de 34.87%).

În ceea ce privește incapacitatea de a gestiona cheltuieli neprevăzute, pentru toate țările în afară de Malta, valoarea procentuală se situează în jur de 30%, cu media clusterului de 31.4%. Pentru indicatorul referitor la procentul populației care are mai multe locuri de muncă, media clusterului este de 2.94%

Figura 9 - Cluster 1

Table

Description automatically generated with medium confidence

*Sursa: Prelucrare proprie în Python*

Clusterul 1 cuprinde 11 țări aflate majoritar în Europa de Vest și Europa de Nord. În cazul acestora, media cheltuielilor cu protecția socială ca procent din PIB este de 27%. Observăm valori mai mari pentru procentul persoanelor cu mai multe locuri de muncă, media clusterului fiind de 5.38%.

De asemenea, vedem că procentele pentru populația care se află în incapacitatea de a gestiona cheltuieli neprevăzute și incapacitatea de a-și permite o vacanță de o săptămână anual sunt semnificativ mai mici decât cele din clusterul 0 – pentru primul indicator, media este de 23.96%, iar pentru al doilea, 15.18%.

Figura 10 - Cluster 2

Table

Description automatically generated

*Sursa: Prelucrare proprie în Python*

Clusterul 2 este compus din 6 țări. Dintre toate clusterele, observăm că acesta are cele mai mici valori pentru cheltuielile cu protecția socială, cu media de 18.83% din PIB. Diferențe majore față de celelalte 2 clustere putem vedea și în cazul variabilelor pentru incapacitatea de a gestiona cheltuieli neprevăzute și de a-și permite o vacanță anuală – pentru ambele, media este situată în jurul valorii de 45%. În ceea ce privește procentul populației cu mai mult de un job, media clusterului este de 2.83%.

După analiza a tuturor celor 3 clustere, putem deduce că în ultimul există cei mai mulți indivizi, familii sau gospodării vulnerabile, iar calitatea vieții pentru acestea este destul de mică.

Figura 11 – Reprezentarea grafică a clusterelor

Map

Description automatically generated

*Sursa: Prelucrare proprie în Tableau*

## Aplicații ale modelelor de machine learning în demografie

**Aplicarea modelului LDA**

Analiza discriminantă liniară este o generalizare a discriminantului liniar Fisher, ce încearcă să caute combinații liniare de variabile care să explice cât mai bine datele. Pentru implementarea modelului de analiză discriminantă, am ales din setul de învățare (datele corespunzătoare anului 2019) variabilele predictor, adică toate variabilele cantitative, și variabila țintă, adică regiunea. În model, regiunea are 4 clase, adică Europa de Nord, Europa Centrală și de Est, Europa de Sud și Europa de Vest. S-au calculat matricea scorurilor discriminante și matricea centrelor de grupă (folosind variabilele discriminante), iar graficul rezultat arată cât de eterogene sau omogene sunt valorile.

Chart, scatter chart

Description automatically generated

*Sursa: Prelucrare proprie în Python*

Se poate observa că modelul ar funcționa cel mai bine pe Europa Centrală și de Est și pe Europa de Sud, în timp ce țările din Europa de Vest și Europa de Nord nu ar fi clasificate corect.

Mai departe, sunt prezentate graficele de distribuție pentru fiecare grupă, reprezentând o altă ilustrare a omogenității grupelor clasificate de model.

Pentru distribuția în axa discriminantă z1 are loc o distincție clară între cele 4 subregiuni ale Europei. În graficele pentru axele discriminante z2 și z3 , distincția dintre grupe este mult mai puțin observabilă

Chart, histogram

Description automatically generated

*Sursa: Prelucrare proprie în Python*

Chart, histogram

Description automatically generated

*Sursa: Prelucrare proprie în Python*

Chart

Description automatically generated

*Sursa: Prelucrare proprie în Python*

După clasificarea în setul de învățare (utilizând analiza discriminantă), s-a calculat matricea de clasificare eronată pentru a separa clasificările corecte de cele eronate și pentru a calcula acuratețea modelului. Aceasta a avut un scor de 92.59%.

Tabel 1 - Acuratețe LDA - set învățare

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Europa Centrală și de Est | Europa de Nord | Europa de Sud | Europa de Vest |
| Europa Centrală și de Est | 8 | 0 | 0 | 0 |
| Europa de Nord | 0 | 5 | 0 | 1 |
| Europa de Sud | 0 | 0 | 6 | 0 |
| Europa de Vest | 0 | 1 | 0 | 6 |

*Sursa: Prelucrare proprie în Word*

Aplicând algoritmul pe datele din 2014, s-a observat că, de această dată, acuratețea a fost mai mică: 70.37%.

Tabel 2 - Acuratețe LDA - set testare

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Europa Centrală și de Est | Europa de Nord | Europa de Sud | Europa de Vest |
| Europa Centrală și de Est | 2 | 1 | 5 | 0 |
| Europa de Nord | 0 | 5 | 0 | 1 |
| Europa de Sud | 0 | 0 | 6 | 0 |
| Europa de Vest | 0 | 1 | 0 | 6 |

*Sursa: Prelucrare proprie în Word*

**Aplicarea modelului bayesian**

Un alt algoritm de clasificare supervizată folosit este clasificatorul Bayesian, ce reprezintă o tehnică care atribuie etichete de clasă (dintr-o mulțime finită) instanțelor noi, reprezentate ca vectori de valori pentru diverse caracteristici.

Pentru setul de învățare, acuratețea a fost 85.18%, iar matricea de clasificări este:

Tabel 3 - Acuratețe Bayes - set învățare

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Europa Centrală și de Est | Europa de Nord | Europa de Sud | Europa de Vest |
| Europa Centrală și de Est | 8 | 0 | 0 | 0 |
| Europa de Nord | 1 | 3 | 0 | 2 |
| Europa de Sud | 1 | 0 | 5 | 0 |
| Europa de Vest | 0 | 0 | 0 | 7 |

*Sursa: Prelucrare proprie în Word*

Pentru setul de testare, acuratețea modelului a fost de 51.85%, iar matricea de clasificări este:

Tabel 4 - Acuratețe Bayes - set testare

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Europa Centrală și de Est | Europa de Nord | Europa de Sud | Europa de Vest |
| Europa Centrală și de Est | 4 | 0 | 4 | 0 |
| Europa de Nord | 1 | 0 | 2 | 3 |
| Europa de Sud | 1 | 0 | 5 | 0 |
| Europa de Vest | 0 | 1 | 1 | 5 |

*Sursa: Prelucrare proprie în Word*

**Aplicarea modelului SVM**

Următorul model de clasificare supervizată luat în calcul este algoritmul SVM (support vector machines). Atât pentru setul de testare, cât și pentru cel de învățare, acuratețea obținută a fost de 66.66%.

Matricea pentru setul de învățare:

Tabel 5 - Acuratețe SVM - set învățare

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Europa Centrală și de Est | Europa de Nord | Europa de Sud | Europa de Vest |
| Europa Centrală și de Est | 7 | 0 | 1 | 0 |
| Europa de Nord | 3 | 0 | 0 | 3 |
| Europa de Sud | 2 | 0 | 4 | 0 |
| Europa de Vest | 0 | 0 | 0 | 7 |

*Sursa: Prelucrare proprie în Word*

Matricea pentru setul de testare:

Tabel 6 - Acuratețe SVM - set testare

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Europa Centrală și de Est | Europa de Nord | Europa de Sud | Europa de Vest |
| Europa Centrală și de Est | 7 | 0 | 1 | 0 |
| Europa de Nord | 3 | 0 | 0 | 3 |
| Europa de Sud | 2 | 0 | 4 | 0 |
| Europa de Vest | 0 | 0 | 0 | 7 |

*Sursa: Prelucrare proprie în Word*

**Aplicarea modelului arborelui de decizie**

Ultimul algoritm de clasificare folosit este arborele de decizie, fiind modelul care a avut și cea mai mare acuratețe pentru setul de învățare (100%).

Pentru setul de învățare (datele corespunzătoare anului 2019), algoritmul a prezis corect toate subregiunile Europei. Matricea de clasificare este:

Tabel 7 - Acuratețe arbore de decizie - set învățare

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Europa Centrală și de Est | Europa de Nord | Europa de Sud | Europa de Vest |
| Europa Centrală și de Est | 8 | 0 | 0 | 0 |
| Europa de Nord | 0 | 6 | 0 | 0 |
| Europa de Sud | 0 | 0 | 6 | 0 |
| Europa de Vest | 0 | 0 | 0 | 7 |

*Sursa: Prelucrare proprie în Word*

În ceea ce privește setul de testare (datele corespunzătoare anului 2014), acuratețea modelului este de 51.85%.

Tabel 8 - Acuratețe arbore de decizie - set testare

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Europa Centrală și de Est | Europa de Nord | Europa de Sud | Europa de Vest |
| Europa Centrală și de Est | 2 | 0 | 6 | 0 |
| Europa de Nord | 0 | 1 | 3 | 2 |
| Europa de Sud | 0 | 1 | 5 | 0 |
| Europa de Vest | 0 | 1 | 0 | 6 |

*Sursa: Prelucrare proprie în Word*

Pentru setul de date de testare, algoritmii au înregistrat următoarele performanțe:

* Analiza discriminantă liniară – 70.37%
* Modelul SVM – 66.66%
* Arbore de decizie/ Clasificarea bayesiană – 51.85%

Pentru setul de date de învățare, algoritmii au înregistrat următoarele performanțe:

* Arbore de decizie – 100%
* Analiza discriminantă liniară – 92.59%
* Clasificarea bayesiană – 85.18%
* Modelul SVM – 66.66%

|  |
| --- |
|  |
| Discuții Studiul nostru a analizat indici care măsoară vulnerabilitatea și/sau calitatea vieții pe teritoriul Uniunii Europene. Pe parcursul cercetării, a devenit tot mai clar faptul că există diferențe considerabile între țări – așadar, procentul persoanelor considerate vulnerabile din punct de vedere financiar/economic diferă semnificativ de la o țară la alta.  Un fapt interesant pe care l-am observat este că, în majoritatea cazurilor în care țările alocă un procent mic din PIB pentru protecția socială, se poate vedea că populația se confruntă cu neputința de a face față unor cheltuieli neașteptate. Implicit, populația are dificultăți în a plăti o vacanță săptămânală o dată pe an. Calculând corelația dintre cele două, am obținut o valoare de 0.775 – deci există o corelație directă și pozitivă între cele două variabile.  Aceste greutăți prin care trec indivizii vulnerabili sunt totuși greu de gestionat. Pentru ca politicile economice ale statului să-și vadă efectele, este nevoie de timp. Diferențele dintre subregiunile Europei | |

sunt vizibile de la depărtare, iar acestea pot fi chiar accentuate de COVID-19. Ca direcție de cercetare, se poate urmări influența crizei sanitare asupra gospodăriilor vulnerabile.

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |
| Concluzii Prezenta lucrare a avut ca subiect principal de cercetarea analiza factorilor care cresc vulnerabilitatea anumitor indivizi sau gospodării în țările Uniunii Europene, prin observarea unor trenduri și prin aplicarea mai multor modele de machine learning.  Prin analiza cluster, am delimitat țările după caracteristici comune ale variabilelor alese pentru analiză. Am observat că media clusterului din care face parte și România are cel mai mic procent din PIB alocat protecției sociale (18.83%). De asemenea, populațiile din țările cuprinse în cluster se confruntă cu incapacitatea de a gestiona cheltuieli financiare neprevăzute. În plus, o mare parte a populației nu își permite să cheltuie bani în scopul unei vacanțe anuale de o săptămână. Pentru ambii indicatori, media clusterului a s-a situat în jurul valorii de 45%.  La polul opus s-a situat clusterul cu țări majoritar din Europa Vestică și de Nord, unde media cu cheltuielile pentru protecția socială a fost de 27%. Doar 24% din populație nu ar face față unor cheltuieli neprevăzute, în timp ce 15% nu își permit să meargă în vacanță anual.  În aplicarea modelelor de machine learning, am folosit 4 algoritmi. Pentru setul de învățare am folosit cele mai recente date, din 2019, iar pentru cel de testare am folosit date din 2014. În ceea ce privește setul de învățare, cea mai bună performanță a avut-o algoritmul arborelui de decizie (acuratețe de 100%), iar pentru setul de testare, analiza discriminantă liniară a avut cel mai bun scor (peste 70%). | |

Notă: Autorii au contribuit în mod egal la realizarea proiectului.

# Bibliografie

Kalil, A., Mayer, S., & Shah, R. (2020). *Impact of the COVID-19 Crisis on Family Dynamics in Economically Vulnerable Households.* Retrieved from Becker Friedman Institute: https://bfi.uchicago.edu

Seefeldt, K. S. (2015). Constant Consumption Smoothing, Limited Investments, and Few Repayments: The Role of Debt in the Financial Lives of Economically Vulnerable Families. *Social Service Review*, 263-300.

<https://ec.europa.eu/eurostat/data/database>

https://en.wikipedia.org/wiki/EuroVoc

https://ro.qaz.wiki/wiki/Linear\_discriminant\_analysis

https://ro.wikipedia.org/wiki/Clasificator\_bayesian\_naiv#Introducere