Naslovna strana

Sadrzaj

# Uvod

U savremenom razvoju sistema mašinskog učenja, podaci predstavljaju osnovu za izgradnju modela koji mogu pouzdano obraditi i analizirati kompleksne zadatke. Kvalitet i kvantitet tih podataka direktno utiču na performanse modela, ali prikupljanje velike količine relevantnih podataka često predstavlja izazov, posebno kada je reč o tekstualnim podacima. Ovi podaci mogu biti ograničeni u obimu, raznovrsnosti i kvalitetu, što može dovesti do lošije generalizacije modela i problema sa overfitting-om.

Kako bi se prevazišli ovi problemi, augmentacija podataka se nameće kao važna tehnika koja omogućava veštačko proširenje skupa podataka generisanjem novih primera iz postojećih. U slučaju teksta, augmentacija omogućava generisanje različitih varijacija originalnih tekstualnih instanci, zadržavajući ključne semantičke informacije. Ove tehnike pomažu da se modeli obuče na bogatijem i raznovrsnijem skupu podataka, čime se poboljšava njihova sposobnost da pravilno klasifikuju ili analiziraju nove tekstualne unose.

Augmentacija tekstualnih podataka može se vršiti različitim metodama, koje se, u ovom radu, dele u tri glavne grupe. Tradicionalne metode, kao što su sinonimna zamena ili premeštanje redosleda reči, nude jednostavne, ali efektivne načine za modifikaciju postojećih tekstova. S druge strane, tehnike mašinskog učenja pružaju sofisticiraniji pristup, koristeći modele poput Word2Vec-a za kreiranje semantički bogatih varijacija tekstova. Najnovije generativne metode, poput transformera i generativnih adversarijalnih mreža (GAN-ova), omogućavaju kreiranje potpuno novih tekstova, često zadržavajući i stil i značenje originalnih primera.

Cilj ovog rada je da pruži detaljan pregled i komparativnu analizu ove tri grupe metoda za augmentaciju tekstualnih podataka: **tradicionalne metode**, **tehnike mašinskog učenja** i **napredne generativne metode**. Kroz razmatranje svakog od ovih pristupa, analizirajući njihove prednosti i nedostatke, nastojaće se da se pruže smernice o tome kada i kako koristiti pojedine metode u zavisnosti od specifičnih potreba i karakteristika dataset-a. Takođe, rad će se osvrnuti na izazove u implementaciji ovih metoda i pružiti preporuke za njihovu praktičnu primenu u oblastima kao što su klasifikacija teksta, generisanje prirodnog jezika i analiza sentimenta.

# Predobrada tekstualnih podataka

## 2.1. Čišćenje teksta

Čišćenje teksta je prvi korak u pripremi podataka za obradu, jer pomaže u uklanjanju nepotrebnih elemenata koji mogu ometati modele u tačnom prepoznavanju obrazaca u tekstu. Proces obično uključuje sledeće:

* **Uklanjanje znakova interpunkcije**: Interpunkcija poput tačaka, zareza, upitnika i uzvičnika često se uklanja jer obično ne doprinosi semantičkom značenju teksta u NLP zadacima.
* **Uklanjanje brojeva**: Brojevi se obično uklanjaju, osim u slučajevima kada su važni za analizu, poput analiza koje se bave numeričkim podacima.
* **Uklanjanje emotikona i specijalnih karaktera**: Emotikoni i drugi simboli kao što su "$", "&" ili "@", koji nisu deo semantičkog značenja, takođe se uklanjaju.
* **Uklanjanje URL-ova i email adresa**: Linkovi i email adrese često nisu korisni za analizu i mogu ometati tok obrade.
* **Uklanjanje HTML tagova**: U tekstovima preuzetim sa interneta ili iz HTML izvora, često se uklanjaju HTML tagovi, koji mogu dodavati šum.

Ove korake je potrebno prilagoditi zavisno od zadatka, jer se ponekad neki elementi mogu zadržati ako su relevantni za specifičnu analizu.

## 2.2. Normalizacija

Normalizacija teksta osigurava doslednost tako što transformiše tekst u standardizovani oblik. Glavni ciljevi normalizacije uključuju:

* **Pretvaranje velikih slova u mala slova**: Ovaj proces pomaže da se izbegne razlikovanje između reči poput "Pas" i "pas", čime se smanjuje broj varijacija koje model mora da nauči.
* **Uklanjanje dijakritika**: U jezicima poput srpskog, francuskog ili španskog, dijakritički znakovi (npr. č, ć, š, é) mogu biti uklonjeni kako bi se smanjile varijacije u rečima ("čovek" -> "covek").
* **Standardizacija teksta**: Uključuje zamenu različitih oblika reči njihovim doslednim varijantama (npr. "color" i "colour" postaju "color").

Normalizacija je važna za stvaranje doslednog skupa podataka koji će omogućiti bolju generalizaciju modela.

## 2.3. Tokenizacija

Tokenizacija je ključan proces u obradi prirodnog jezika, jer razbija tekst na manje jedinice (tokene) koje model može lakše obrađivati. Postoji nekoliko vrsta tokenizacije:

* **Tokenizacija na nivou reči**: Tekst se deli na reči, što je najčešći način tokenizacije. Na primer, rečenica "The cat is on the mat" se pretvara u "The","cat","is","on","the","mat""The", "cat", "is", "on", "the", "mat""The","cat","is","on","the","mat".
* **Tokenizacija na nivou karaktera**: Tekst se deli na pojedinačne karaktere, što može biti korisno u zadacima kao što su prepoznavanje obrazaca ili analize gde su važni detalji na nivou karaktera.
* **Tokenizacija na nivou fraza**: Fraze se prepoznaju kao tokene. Na primer, "New York City" bi bio jedan token, umesto tri.

Tokenizacija je ključna jer omogućava modelima da obrađuju tekst u delovima, što je potrebno za sve daljnje obrade.

## 2.4. Lematizacija i stemovanje

Lematizacija i stemovanje su tehnike za redukciju reči na njihov osnovni oblik. Ove tehnike se koriste kako bi se smanjila varijacija u rečima koje predstavljaju iste koncepte.

* **Lematizacija**: Pretvara reč u njen osnovni oblik na temelju njenog značenja i konteksta. Na primer, "running", "ran" i "runs" bi se sve vratile na osnovni oblik "run". Lematizacija zahteva lingvističke informacije o reči, što je čini preciznijom od stemovanja.
* **Stemovanje**: Skraćuje reči uklanjanjem završetaka, ali bez uzimanja u obzir značenja reči. Na primer, "running" postaje "runn". Iako je brže i jednostavnije, stemovanje je manje precizno jer ne uzima u obzir gramatiku i kontekst.

Obe tehnike su korisne za smanjenje redundantnih oblika reči u tekstu, što olakšava modelima da uče efikasnije.

## 2.5. Uklanjanje stop-reči

Stop-reči su uobičajene reči kao što su "the", "is", "in", "at" koje se često pojavljuju u tekstu, ali ne nose mnogo informacija o značenju. Uklanjanje stop-reči omogućava modelima da se fokusiraju na reči koje nose veću informativnu vrednost.

* **Unapred definisane liste stop-reči**: Većina NLP biblioteka dolazi sa unapred definisanim listama stop-reči, ali se ove liste mogu prilagoditi potrebama zadatka.
* **Prilagođavanje stop-reči**: Ponekad je potrebno kreirati prilagođene liste stop-reči za specifične domene. Na primer, u medicinskim tekstovima reč "patient" može biti relevantna i ne bi trebala biti uklonjena.

Ovaj korak smanjuje šum u podacima i poboljšava performanse modela.

## 2.6. Spajanje kontrakcija

Spajanje kontrakcija podrazumeva proširivanje skraćenih oblika reči u njihov pun oblik. Kontrakcije poput "can't", "won't" ili "I'm" često zbunjuju modele za obradu teksta jer predstavljaju više reči spojenih u jednu.

* **Proširenje kontrakcija**: "can't" postaje "cannot", "I'm" postaje "I am", itd. Ovo olakšava precizniju tokenizaciju i bolji rad modela.
* **Poboljšana analiza teksta**: Kada se kontrakcije prošire, modeli za obradu teksta imaju tačniji prikaz onoga što tekst znači, što poboljšava sve daljnje korake u obradi.

Ovo je posebno važno u tekstovima koji sadrže puno kolokvijalnog jezika ili neformalnih izraza.

## 2.7. Uklanjanje duplikata

Uklanjanje duplikata je proces kojim se iz skupa podataka uklanjaju tekstovi koji se pojavljuju više puta. Ovaj korak je važan kako bi se izbegla redundantnost koja može dovesti do prekomernog prilagođavanja modela (overfitting).

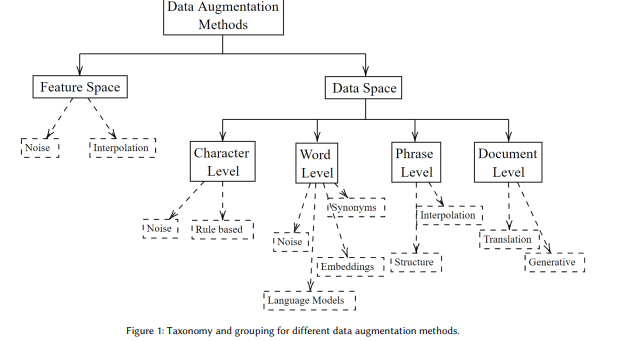
* **Smanjenje redundancije**: Duplikati često stvaraju problem kada model uči iz skupa podataka, jer isti podaci više puta utiču na rezultate.
* **Povećana efikasnost**: Kada se duplikati uklone, dataset postaje manji i brži za obradu, što poboljšava ukupne performanse modela.

# Pregled tehnika augmentacije tekstualnih podataka

Augmentacija teksta obuhvata širok spektar metoda, koje se mogu primeniti na različitim nivoima tekstualnih podataka, od reči i fraza, do celih dokumenata. Kroz ovaj rad, fokusiraćemo se na pregled različitih tehnika augmentacije tekstualnih podataka, sa naglaskom na njihov uticaj u zadacima kao što su analiza sentimenta, klasifikacija tema i identifikacija spama.

U ovom kontekstu, tehnike augmentacije se mogu podeliti u dve glavne kategorije: one koje se primenjuju na nivou karakteristika (Feature Space) i one koje direktno manipulišu tekstualnim instancama (Data Space). Pregled ovih metoda obuhvata jednostavne pristupe, kao što su sinonimna zamena i backtranslation, kao i napredne metode koje koriste jezičke modele i generativne algoritme. Ovaj pregled pruža uvid u ključne prednosti i ograničenja svake od ovih tehnika, istovremeno naglašavajući specifičnosti njihove primene u realnim zadacima obrade teksta.

Kroz poređenje ovih tehnika, rad nudi smernice o tome koja metoda augmentacije je najpogodnija za određene situacije, osvetljavajući ključne aspekte koji utiču na performanse modela u različitim kontekstima.



## Data Space

### Na nivou karaktera

Augmentacija tekstualnih podataka na nivou karaktera podrazumeva različite transformacije koje se primenjuju na najmanjoj jedinici teksta – karakterima. Ove metode služe za generisanje varijacija originalnog teksta kako bi se povećala raznovrsnost podataka i poboljšala robusnost modela. Metode augmentacije na nivou karaktera često koriste pravila ili uvode šum kako bi simulirale greške koje se javljaju prilikom kucanja, skeniranja ili prepoznavanja teksta.

#### ****Simulacija pravopisnih grešaka****

Ova tehnika koristi unapred definisana pravila kako bi stvorila greške koje podsećaju na uobičajene pravopisne pogreške. Na primer, u engleskom jeziku slova koja zvuče slično, kao što su "c" i "k", mogu se zameniti. Ako je originalna reč "cat", augmentirana verzija bi mogla biti "kat". Ova metoda omogućava modelu da nauči da prepoznaje varijante reči sa pravopisnim greškama, čime se povećava njegova sposobnost da pravilno interpretira tekst sa greškama.

**"The quick brown fox jumps over the lazy dog." →"The qwick brown fox jumps over the lazi dog."**

#### ****Simulacija grešaka u kucanju (Keyboard Augmenter)****

Ova metoda simulira greške u kucanju na osnovu blizine tastera na tastaturi, što imitira uobičajene tipografske greške koje se dešavaju pri brzom kucanju. Na primer, reč "computer" može biti augmentirana kao "comouter", gde je slovo "u" zamenjeno slovom "p" zbog njihove fizičke blizine na QWERTY tastaturi. Ova augmentacija pomaže modelu da postane otporniji na greške koje korisnici prave prilikom unosa teksta.

#### ****Optičko prepoznavanje karaktera (OCR simulacija)****:

Ova tehnika imitira greške koje nastaju prilikom korišćenja sistema za optičko prepoznavanje karaktera (OCR), gde slični karakteri često bivaju pogrešno interpretirani. Na primer, broj "0" može biti zamenjen slovom "O", ili slovo "l" brojem "1". Na taj način, reč "look" može biti augmentirana kao "100k". Ova metoda je korisna za treniranje modela da prepoznaje tekst iz različitih skeniranih dokumenata sa greškama u prepoznavanju.

#### ****Random augmentacija karaktera****

Ova tehnika uvodi nasumične varijacije u tekstualne podatke. Postoje 4 osnovne operacije:

* Insert –
* Substitute
* Swap
* Delete

### Na nivou reči

Augmentacija na nivou reči obuhvata tehnike koje modifikuju pojedinačne reči u rečenici kako bi generisale varijacije teksta, a istovremeno očuvale osnovni smisao. Ove metode često koriste zamene sinonima, indukciju šuma ili naprednije modele kao što su ugneždena predstavljanja reči (embedding). Cilj je povećanje raznovrsnosti podataka za treniranje modela, što doprinosi boljoj generalizaciji i robusnosti modela u realnim uslovima.

#### Zamena sinonima:

Sinonimna zamena koristi tezaurus kao što je WordNet za pronalaženje semantički sličnih reči. Ova metoda koristi verovatnoću zamene na osnovu distribucije, gde se retki sinonimi preferiraju, što doprinosi boljem učenju, posebno kod zadataka s malim resursima.

Na primer, u tekstualnoj klasifikaciji može se zameniti reč "happy" sinonimom "joyful", zadržavajući sličan kontekst, ali uvodeći varijaciju u obučavanje modela.

#### Zamena antonima:

Zamena antonima menja reči sa njihovim suprotnim značenjima, kao što su "happy" u "sad". Ova metoda uvodi kontrast u tekst i može biti korisna za generisanje raznovrsnijih konteksta ili za testiranje sposobnosti modela da prepozna promene u sentimentu.

#### Umetanje reči (Random Insertion):

Nasumično umetanje reči dodaje dodatne ili semantički slične reči u rečenicu, bez promene njenog osnovnog značenja. Ova tehnika dodaje detalje tekstu, povećavajući njegovu bogatost i raznovrsnost.

**"He enjoys reading books." →"He really enjoys reading interesting books."**

#### Nasumična zamena (Random Swap):

Nasumična zamena menja pozicije reči unutar rečenice, zadržavajući njihov semantički smisao. Ova metoda unosi varijacije u strukturu rečenice, što pomaže modelu da postane fleksibilniji u prepoznavanju različitih redosleda reči.

**"The quick brown fox jumps over the lazy dog." →"The brown quick fox jumps over the lazy dog."**

#### Nasumično brisanje (Random Deletion):

Nasumično brisanje uklanja pojedine reči iz rečenice, ali se zadržava njen osnovni smisao. Ova tehnika može skratiti rečenice i pomoći modelu da nauči da radi sa nepotpunim podacima.

**"Artificial intelligence is transforming the world." →"Artificial intelligence is transforming world."**

#### Podela reči (Split Augmentation):

Podela reči nasumično deli reči na manje delove, menjajući strukturu reči i stvarajući nove tekstualne varijacije. Ova metoda pomaže u povećanju varijabilnosti u trening podacima.

**" Darkness" →" Dark ness"**

#### Umetanje pravopisnih grešaka (Spelling Augmentation):

Pravopisne greške se namerno unose u tekst, simulirajući uobičajene tipografske greške. Ova metoda poboljšava otpornost modela na greške u unosu teksta.

**" Thunderous " →" Thunderos "**

#### Zamena reči putem ugneždenih predstavljanja (Embedding):

Umesto zamene reči sinonimima, ova metoda koristi rečničke vektore (Word2Vec, GloVe, FastText) kako bi zamenila reči onima koje su najbliže u vektorskom prostoru.

**" Happy " →" Joyful "**

#### Kontekstualna ugneždena predstavljanja (Contextual Embeddings):

Kontekstualna predstavljanja koriste modele kao što su BERT ili RoBERTa kako bi zamenila reči sličnim rečima u kontekstu rečenice. Ova tehnika uzima u obzir širi kontekst rečenice, omogućavajući preciznije zamene.

**" The storm was strong " →" The storm was intense "**

#### Rezervisane reči (Reserved Word Augmentation):

Ova tehnika omogućava definisanje reči koje se ne smeju menjati tokom augmentacije. Na primer, ukoliko je važno da reč "lion" ostane nepromenjena, može se koristiti lista rezervisanih reči kako bi se izbegla njena zamena tokom procesa augmentacije.

**" The lion roared loudly " →" The lion roared extremely loudly "**

(ako je "lion" rezervisana reč, ostaje nepromenjena).

#### TF-IDF Augmentacija:

Ova metoda koristi termine sa niskim TF-IDF skorom, koje se mogu zameniti drugim rečima sa sličnim skorom. TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency) izračunava važnost reči u tekstu, omogućavajući zamenu manje značajnih reči bez promene osnovnog značenja.

**" The cat sat on the mat " →" The cat sat on the rug "**

### Na nivou fraza i rečenica

Augmentacija na nivou fraza i rečenica fokusira se na modifikaciju celokupnih sintaktičkih jedinica kako bi se stvorile nove varijante teksta uz očuvanje semantičkog značenja. Ove tehnike omogućavaju generisanje varijacija u tekstu koje pomažu u diversifikaciji skupa podataka i unapređuju sposobnost modela da generalizuje na realnim primerima.

#### Kropljenje i rotacija (Cropping and Rotation)

Kropljenje i rotacija su tehnike inspirisane obradom slike, primenjene na strukturu rečenice. Kropljenje podrazumeva skraćivanje rečenice fokusiranjem na ključne komponente, kao što su subjekti ili objekti.

**" The cat sat on the mat and looked at the dog " →" The cat sat on the mat "**   
Rotacija podrazumeva premeštanje delova rečenice oko ključnog korena, stvarajući različite varijante.

**" The cat sat on the mat " →" On the mat sat the cat "**  
Ove tehnike su korisne za zadatke kao što je označavanje delova govora, ali u nekim scenarijima donose minimalne dobitke u performansama.

#### Parafraziranje

Parafraziranje je tehnika preformulisanja teksta dok se zadržava originalno značenje. Korišćenjem parafrazera, može se stvoriti sintetički tekst koji uvodi leksičku raznolikost. Ključan resurs za parafraziranje je PPDB (Paraphrase Database), koji sadrži milione leksičkih, frazalnih i sintaktičkih parafraza generisanih metodom pivotiranja između više jezika. Parafraziranje omogućava generisanje različitih verzija rečenica, što je korisno za zadatke kao što su sažimanje teksta i odgovaranje na pitanja.

**" The cat sat on the mat " →" The feline rested on the rug "**

#### Zamena fraza pomoću zavisnih stabala

Ova metoda koristi zavisna stabla kako bi se identifikovale fraze koje mogu biti zamenjene sličnim frazama iz drugih rečenica. Zamena fraza omogućava generisanje novih sintetičkih tekstova koji zadržavaju gramatiku i strukturu originalne rečenice, ali uvode semantičku raznolikost.

**" The quick brown fox jumps over the lazy dog." →" The quick brown fox jumps over the sleepy cat "**

#### Apstraktno sažimanje (Abstractive Summarization)

Apstraktno sažimanje generiše kratke sažetke dugih tekstova, kreirajući nove rečenice koje možda ne postoje u izvornom tekstu. Ova tehnika unosi raznovrsnost u strukturu fraza i pomaže modelima da obrade kraće verzije teksta zadržavajući ključne informacije, čime se poboljšava efikasnost i tačnost modela.

**" It was a dark and stormy night. I was alone at home when I saw a lion's face followed by a scary thunderous roar at the windows." →" A lion appeared during a stormy night"**

#### Kontekstualna ugneždena predstavljanja (Contextual Word Embeddings)

Kontekstualna ugneždena predstavljanja koriste pretrenirane modele kao što su GPT-2, XLNet ili DistilGPT-2 kako bi generisali nove rečenice zasnovane na semantičkom kontekstu. Ova metoda može dodati nove rečenice koje proširuju postojeći tekst ili zameniti postojeće fraze novim, zadržavajući kontekst i smisao rečenice.

**" The storm was strong " →" The storm was intense."**

#### LAMBADA augmentacija

LAMBADA (Language Model Based Data Augmentation) tehnika koristi unapred trenirane modele jezika, poput GPT ili BERT, kako bi generisala alternativne verzije rečenica predviđanjem nedostajućih reči na osnovu konteksta. Ova metoda doprinosi raznolikosti struktura rečenica u skupu podataka, povećavajući bogatstvo i varijabilnost trening primera.

**" The cat was chasing the \_\_\_" →" The cat was chasing the mouse."**

#### Nasumična augmentacija rečenica (Random Sentence Augmentation)

Nasumična augmentacija na nivou rečenica uključuje različite nasumične operacije, kao što su brisanje, premeštanje ili zamena rečenica unutar većeg teksta. Ove varijacije stvaraju nove verzije teksta koje zadržavaju osnovni smisao, ali menjaju redosled ili strukturu rečenica, što doprinosi diversifikaciji trening skupa podataka.

**It was a dark and stormy night. I was alone at home when I saw a lion's face followed by a scary thunderous roar at the windows" →" I was alone at home when I saw a lion's face followed by a scary thunderous roar at the windows. It was a dark and stormy night "**

## Na nivou dokumenta

Augmentacija na nivou dokumenta obuhvata tehnike koje se primenjuju na celu jedinicu teksta, odnosno na kompletne dokumente. Ove metode omogućavaju generisanje novih dokumenata na osnovu originalnih, čime se povećava raznovrsnost i količina podataka za treniranje modela. Tehnike na nivou dokumenta često uključuju prevođenje, korišćenje generativnih modela i druge napredne metode koje stvaraju sintetičke dokumente sa očuvanim semantičkim značenjem.

#### **Back-Translation (BT)**:

Back-Translation je metoda koja koristi prevod sa jednog jezika na drugi, a zatim vraćanje teksta na originalni jezik kako bi se dobila nova sintetička verzija. Ova tehnika generiše parafrazirani tekst koji zadržava osnovno značenje originala, ali uvodi leksičke i sintaktičke varijacije.

**Primer:**

**"The cat sat on the mat."  
 →" Le chat s'est assis sur le tapis "  
→ "The cat rested on the rug."**

Back-Translation je naročito korisna u zadacima mašinskog prevođenja, ali je pokazala i uspeh u drugim NLP zadacima poput analize sentimenta i odgovaranja na pitanja, gde doprinosi povećanju količine i raznolikosti trening podataka.

#### **Iterative Back-Translation (IterativeBT)**:

Iterative Back-Translation predstavlja unapređenu varijantu osnovne Back-Translation metode, gde se proces prevođenja i vraćanja teksta ponavlja više puta. Svaka iteracija koristi unapređene prevode generisane prethodnim modelom, čime se model kontinuirano poboljšava u generisanju sintetičkog teksta.

**"The cat sat on the mat."  
 →" El gato se sentó en la alfombra "  
→ " The cat sat on the doormat."  
  
→"Die Katze saß auf der Matte."  
→"The cat was sitting on the mat."**

Ovaj pristup je posebno koristan u okruženjima sa malim resursima, jer omogućava generisanje većih količina podataka za treniranje modela bez potrebe za dodatnim ručnim unosom.

#### **Noised Back-Translation (NoisedBT)**:

Noised Back-Translation kombinuje osnovnu Back-Translation tehniku sa dodavanjem šuma u tekst tokom procesa prevođenja. Šum može uključivati nasumično brisanje, zamenu ili premeštanje reči, čime se dodatno povećava raznovrsnost sintetičkog teksta.

**"The cat sat on the mat."  
 →"** The cat on sat the mat **"  
→ " Il gatto era seduto sul tappetino."  
  
→"** **The cat was sitting on the carpet."**

Dodavanje šuma čini model otpornijim na prirodne varijacije u tekstu, omogućavajući mu da bolje prepoznaje i interpretira različite strukture rečenica.

#### **Generativne metode (GPT-based models)**:

Generativni modeli, poput LAMBADA algoritma zasnovanog na GPT-2, koriste unapred trenirane neuronske mreže za generisanje novih sintetičkih podataka. U ovoj metodi, model jezika (GPT-2) se prilagođava na osnovu originalnog skupa podataka i koristi se za generisanje novih fraza.

Na primer, model može generisati nove rečenice koje su semantički slične originalu, a zatim se koristi klasifikator za filtriranje kvalitetnih sintetičkih podataka. Ova metoda omogućava kreiranje bogatog sintetičkog skupa podataka koji pomaže u smanjenju prekomernog prilagođavanja modela (overfitting).

**" Artificial intelligence is transforming the world."→" AI is revolutionizing global industries "  
Tagged Back-Translation (TaggedBT)**:

Tagged Back-Translation je varijanta Back-Translation tehnike koja koristi specijalne tagove za označavanje sintetički generisanog teksta. Umesto dodavanja šuma, ovaj pristup označava generisane podatke kako bi model naučio da razlikuje originalni i sintetički tekst.

**" The cat sat on the mat."→ "[SYN] The cat rested on the rug."**

Ova tehnika omogućava modelu da ispravno koristi sintetičke podatke, čime se poboljšava tačnost i robusnost modela bez narušavanja semantičkog značenja originalnog teksta.

#### Back Transliteration

**Back Transliteration** je metoda augmentacije podataka koja se koristi za generisanje rečenica ili fraza koje zvuče fonetski slično izvornom jeziku, ali su napisane u drugom pismu. Ova tehnika je posebno korisna za generisanje trening podataka za klasifikacione zadatke koji uključuju lokalizovane ili bi-jezične fraze, gde je ciljni jezik jezik sa malim resursima, odnosno ima manje dostupnih izvora podataka.

**" Machine learning is a subset of AI "→ " Машине лернинг ис а сабсет оф АИ "**

## Feature Space

Augmentacija podataka u **feature space** (prostoru karakteristika) znači da se ne rade promene direktno na tekstu, već na njegovim numeričkim reprezentacijama, tj. na vektorskim prikazima rečenica ili reči (tzv. embeddings). Ove metode omogućavaju da se kreiraju nove varijacije podataka bez promene originalnog teksta, čime se model trenira da bude robusniji i otporniji na različite varijacije.

#### Indukcija šuma

Indukcija šuma u prostoru karakteristika podrazumeva dodavanje malih, nasumičnih promena na vektorskim prikazima teksta. Ove promene pomažu modelu da uči iz raznih varijacija i da postane bolji u prepoznavanju sličnih podataka.

**Dodavanje šuma**: Umesto da se menja stvarni tekst, dodaju se male nasumične promene u vektorskim prikazima rečenica. Na primer, ako se rečenica "The cat is on the mat" predstavi vektorima, šum može dodati male promene u te brojeve, ali će osnovno značenje ostati isto.

**Adversarijalni šum**: Ova metoda uključuje dodavanje malih promena u predstavljanju teksta koje bi zbunile model. Model se trenira na takvim promenama kako bi postao otporniji na greške ili manipulacije.

### Interpolacione metode

Interpolacione metode prave nove podatke kombinovanjem dve ili više rečenica, ali ne direktno, već koristeći njihove numeričke prikaze (embeddings). Ovo pomaže modelima da bolje generalizuju i da budu otporniji na prekomerno prilagođavanje (overfitting).

#### SMOTE Interpolacija

**SMOTE** je metoda koja pomaže da se balansiraju podaci u zadacima klasifikacije. Umesto da jednostavno kopira postojeće podatke, SMOTE kreira nove instance tako što kombinuje slične instance iz iste klase.  
**Primer**: Ako imamo dve slične rečenice iz iste klase, SMOTE će stvoriti novu rečenicu kombinujući njihove vektorske prikaze. To pomaže u balansiranju skupa podataka.

#### Mixup Interpolacija

**Mixup** je metoda koja kombinuje dve različite rečenice i njihove klase kako bi stvorila novu rečenicu koja predstavlja neku vrstu "mešavine" obe. Ova metoda pomaže modelu da uči iz različitih klasa i da bolje generalizuje.  
**Primer**: Ako imamo rečenicu iz klase 0 ("The cat is on the mat") i rečenicu iz klase 1 ("The dog is barking"), mixup tehnika će stvoriti novu rečenicu koja je kombinacija obe, a i klasa će biti mešavina oba originalna labela.  
Mixup se često koristi u dubokim modelima (kao što su BERT ili RoBERTa), gde se ove kombinacije primenjuju na različitim slojevima mreže, čime se poboljšava razumevanje složenih obrazaca u tekstu.

# Zakljucak

# Reference