

SPECIFIKACIJA PROJEKTA

Sistem za preporuku objava na društvenim mrežama

Univerzitet u Novom Sadu

Fakultet tehničkih nauka

Predmet: Sistemi bazirani na znanju

Podaci o timu

Naziv tima: SocialMediaExpert

Članovi tima:

1. Ognjen Gligorić SV79/2021
 2. Nemanja Stjepanović SV75/2021
-

1. Opis problema koji se rešava

1.1 Motivacija

U savremenom digitalnom marketingu, kreiranje relevantnog i angažujućeg sadržaja za korisnike društvenih mreža predstavlja značajan izazov. Influenseri, mala preduzeća i marketinški timovi svakodnevno se suočavaju sa potrebom da kreiraju sadržaj koji će maksimalno angažovati njihovu publiku. Ručno biranje objava zahteva vreme, iskustvo i duboko razumevanje ponašanja ciljne grupe, što često nije dostupno svim korisnicima.

Postojeći pristupi često se oslanjaju na intuiciju ili jednostavne analitičke alate koji ne uzimaju u obzir kompleksnu interakciju između različitih faktora kao što su korisničke preferencije, istorija angažmana, aktuelni trendovi i optimalno vreme objavljivanja. Automatizovani ekspertski sistem može značajno poboljšati efikasnost i efektivnost strategije sadržaja na društvenim mrežama.

1.2 Pregled problema

Specifičan problem: Razvoj sistema za preporuku objava na društvenim mrežama koji koristi napredne tehnike rezonovanja bazirane na znanju za generisanje personalizovanih sadržaja, uzimajući u obzir korisničke preference, istoriju angažmana i aktuelne trendove.

Pregled literature i postojećih rešenja:

Postojeća rešenja u domenu preporuke sadržaja na društvenim mrežama mogu se podeliti u nekoliko kategorija:

1. **Algoritmi feed-a platformi** (Facebook, Instagram, Twitter) - predstavljaju napredne sisteme koji koriste mašinsko učenje i collaborative filtering za milione korisnika. Ovi sistemi su izuzetno efikasni za opštu publiku, ali su dizajnirani za maksimizaciju vremena provedenog na platformi, a ne za optimizaciju strategije kreatora sadržaja.
2. **Analitički alati** (Hootsuite Analytics, Buffer Analyze) - pružaju detaljnu analitiku performansi objava sa impresivnim dashboard-ima i metrics. Ovi alati odlično prikazuju šta se desilo u prošlosti, ali fokus im nije na predviđanju budućeg sadržaja.
3. **Content planning alati** (Later, Sprout Social) - omogućavaju profesionalno planiranje i scheduling objava kroz intuitivne interfejse. Njihova snaga je u organizaciji i automatizaciji objavljivanja.

Pozicioniranje našeg rešenja:

Postojeći sistemi pokrivaju različite aspekte upravljanja društvenim mrežama sa visokim nivoom ekspertskog znanja. Naš pristup se fokusira na **specifičnu kategoriju**- kombinaciju eksplicitnih pravila sa personalizovanim preporukama za male kreatore sadržaja i početne influensere.

Jedinstvene karakteristike našeg rešenja:

- **Transparentnost logike preporuka** - za razliku od "crnih kutija" algoritama, korisnik može da razume zašto je sadržaj preporučen
- **Prilagodljivost malim kreatorima** - fokus na korisnike koji nemaju pristup naprednim analitičkim alatima ili velikim budžetima. Preporuka na osnovu geografske pozicije i preporuka korisnicima u lokalnom okruženju. Spajanje ljudi koji su fizički blizi jedni drugima radi razbijanja izolacije ljudi u lokalnim sredinama.
- **Rule-based personalizacija** - mogućnost ručnog podešavanja pravila prema specifičnim potrebama niše
- **Kombinacija ekspertskog znanja sa podacima** - integracija najboljih praksi sa individual podacima korisnika

1.3 Metodologija rada

1.3.1 Tipovi korisnika sistema

Korisnik (kreator sadržaja):

- Interesovanja i demografski podaci
- Istorija objava sa metrikama angažmana
- Preferirani tip sadržaja (slika, video, tekst, stories)
- Ciljne demografske grupe

Administrator sistema:

- CRUD operacije nad korisnicima i objavama
- Upravljanje bazom znanja i pravilima za preporuke
- Praćenje statistike i trendova
- Definisanje novih template-a za preporuke

1.3.2 Očekivani ulazi u sistem (Input)

Korisnički profil:

- Demografski podaci korisnika (uzrast, lokacija, pol)
- Lista interesovanja i hobija
- Tip kreatora (influenser, brend, lični profil)
- Veličina i karakteristike publike

Istorija objava:

- Prethodne objave sa kompletnim metrikama (lajkovi, komentari, deljenja, reach)
- Tip sadržaja za svaku objavu (slika, video, tekst, carousel)
- Vreme objavljivanja i trajanje objave
- Korišćeni hashtagovi, tagovi i lokacije

Kontekstualni faktori:

- Aktuelni trendovi u relevant nišama
- Popularne hashtagove i ključne reči
- Sezonski faktori i posebni događaji
- Vreme dana i dan u nedelji

Zahtevi za preporuke:

- Željeni broj preporuka
- Vremenski period za koji se traže preporuke
- Specifični tip sadržaja (ako je definisan)
- Prioritetni ciljevi (reach, engagement, konverzije)

1.3.3 Očekivani izlazi iz sistema (Output)

Lista preporučenih objava:

- Rangirana lista objava sa prioriternim skorovima
- Tip sadržaja za svaku preporuku
- Predloženi sadržaj ili teme za objave

Optimizacija vremena:

- Predlog optimalnog vremena objavljivanja za svaku preporuku
- Frekvencija objavljivanja
- Najbolji dani u nedelji za određeni tip sadržaja

Strategijske preporuke:

- Predloženi hashtagovi za maksimalan reach
- Ciljne demografske grupe za svaku objavu
- Predlog za cross-platform promotion

Analitičke prognoze:

- Predviđeni engagement za svaku preporuku
- Verovatnoća viralizacije sadržaja
- ROI procene za plaćeni sadržaj

Detaljni izveštaji:

- Objašnjenje logike iza svake preporuke
- Faktori koji su uticali na rangiranje
- Preporuke za poboljšanje angažmana

1.3.4 Baza znanja projekta

Osnovna baza znanja:

- Profili korisnika sa demografskim podacima i preferencijama
- Istorija objava sa kompletnim metrikama performansi
- Baza trendova i aktuelnih tema po kategorijama
- Pravila za optimalno vreme objavljivanja po platformama

Pravila rezonovanja:

- Pravila za mapiranje interesovanja korisnika na tipove sadržaja
- Pravila za računanje engagement skorova na osnovu istorijskih podataka
- Pravila za ponderisanje različitih faktora (sadržaj, vreme, trendovi)
- Pravila za kombinovanje personalnih preferencija sa trendovima

Dinamički podaci:

- Real-time podaci o trendovima na društvenim mrežama
- Podaci o performansama hashtagova
- Sezonski faktori i kalendarske događaje
- Konkurentska analiza i benchmarking podaci

Ekspertska znanja:

- Najbolje prakse za različite tipove sadržaja
- Platform-specifična pravila za optimizaciju
- Psihološki faktori koji utiču na angažman
- A/B testiranje rezultati za različite pristupe

1.3.5 Interakcije na osnovu znanja

Forward chaining rezonovanje (6 nivoa):

Nivo 1 – Filtriranje sadržaja po interesovanjima i demografiji

- Na osnovu korisničkih interesovanja i demografskih podataka
- Kreiranje početne liste relevantnih tema i tipova sadržaja
- Mapiranje na dostupne objave u bazi

Nivo 2 – Analiza istorijskog angažmana

- Analiza performansi prethodnih objava korisnika
- Identifikacija paterna uspešnih objava
- Računanje skorova za različite tipove sadržaja

Nivo 3 – Integrisanje aktuelnih trendova i hashtagova

- Dodavanje trendova i viralnih tema u analizu
- Ponderisanje popularnosti hashtagova i ključnih reči
- Uzimanje u obzir sezonskih faktora i događaja

Nivo 4 – Optimizacija vremena i frekvencije objavljivanja

- Predlog optimalnog vremena za svaku objavu
- Frekvencija objavljivanja (koliko puta nedeljno/dnevno)
- Najbolji dani za određene tipove sadržaja

Nivo 5 – Personalizovana strategijska podešavanja

- Uzimanje u obzir ciljeva korisnika (reach, engagement, konverzije)
- Dodavanje pravila koja naglašavaju prioritet ciljeva (npr. maksimizacija deljenja naspram lajkova)
- Usklađivanje sa tipom kreatora (influencer, brend, lični profil)

Nivo 6 – Finalno rangiranje i evaluacija kvaliteta preporuka

- Kombinovanje svih faktora u finalni skor
- Evaluacija kvaliteta preporuka pomoću prediktivnih modela (npr. očekivani engagement ili reach)
- Eliminisanje „slabih“ objava i sortiranje po prioritetu

Backward chaining:

- Kada korisnik zatraži specifičnu preporuku ("najpopularniji video sa sportskim temama")
- Sistem radi unazad od cilja ka uslovima
- Identifikuje sve objave koje zadovoljavaju kriterijume

Accumulate funkcije:

- Sabiranje engagement metrika kroz različite periode
- Ponderisanje različitih tipova interakcija
- Kalkulacija ukupnih skorova za rangiranje

2. Kompleksni događaji (CEP)

Primer 1 – Detekcija naglog porasta popularnosti hashtag-a

Ako se u poslednjih 6h broj objava sa određenim hashtagom poveća 5 puta u odnosu na prosečan broj u poslednjih 7 dana, sistem treba da notifikuje korisnike i doda taj hashtag u preporuke.

```
rule "Detect Trending Hashtag Spike"
when
  $recent : HashtagStats( $tag : tag, $countRecent : count )
  from getHashtagStatsBetween(6, HOURS)

  $baseline : HashtagStats( tag == $tag, $countBaseline : count )
  from getHashtagStatsBetween(7, DAYS)

eval( $countRecent > (5 * ($countBaseline / 7)) )
then
  notifyUsers("Hashtag trending detected: " + $tag,
    "Recent usage: " + $countRecent + " vs. daily avg: " + ($countBaseline/7));
  addHashtagToRecommendations($tag);
end
```

Primer 2 – Pad engagement-a u realnom vremenu

Ako je prosečan engagement na preporučenim objavama u poslednjih 12h manji za 40% u odnosu na prosečan engagement u prethodnoj nedelji, sistem prilagođava strategiju (menja tip sadržaja ili predloženo vreme).

```
rule "Detect Engagement Drop"
when
  $recentEng : EngagementStats( $recentAvg : avg )
  from getEngagementStatsBetween(12, HOURS)

  $baselineEng : EngagementStats( $baseAvg : avg )
  from getEngagementStatsBetween(7, DAYS)

eval( $recentAvg < (0.6 * $baseAvg) )
then
  adjustStrategy("Engagement drop detected. Recent avg: " + $recentAvg +
    " vs. baseline: " + $baseAvg);
  notifyUser("Engagement significantly dropped – strategy adjusted.");
end
```

Primer 3 – Event-driven preporuka (praznici i događaji)

Ako se približava specijalan datum (npr. praznik) i u korisnikovoj niši postoji relevantan trend, sistem automatski predlaže tematski sadržaj.

```

rule "Holiday Event Recommendation"

when

    $event : CalendarEvent( $name : name, $date : date )

    eval( isWithinNextDays($date, 3) )

    $trend : HashtagStats( $tag : tag, $count : count )

    from getTrendingHashtags()

eval( $count > threshold )

then

    generateRecommendation("Upcoming event: " + $name,
    "Consider creating content with #" + $tag + " for higher reach.");

end

```

3. Template pravila

Template za vizualizaciju preporuka:

- Standardizovani format za prikaz preporučenih objava
- Uključuje prioritete skorove, predviđene metrike, optimalno vreme
- Prilagodljiv template za različite tipove korisnika

```

when (K = newRecommendation(post))
then displayPost(post, priorityScore, predictedMetric, optimalTime)

```

Primeri upotrebe:

```

visualizeRecommendation("Workout Video A", 0.85, "CTR=12%", "18:00")
visualizeRecommendation("Healthy Recipe B", 0.78, "Reach=+10%", "20:30")

```

Template personalizeByInterest(user, interest, postType):

```

when (K = userHasInterest(user, interest) and postOfType(postType))
then recommendContent(user, interest, postType)

```

; Primeri upotrebe

```

personalizeByInterest("User123", "fitness", "video")
personalizeByInterest("User456", "travel", "article")

```

4. Konkretni primer rezonovanja

Scenario: Korisnik (fitness influencer) traži preporuke za objave u narednoj nedelji.

Korisnički profil:

- Interesovanja: fitness, zdrava ishrana, lifestyle
- Demografija: 25-35 godina, uglavnom žene
- Istorija: video treninzi imaju najviši engagement, recepti srednji, motivacioni citati najniži

Korak po korak rezonovanje:

Korak 1 (Nivo 1) – Filtriranje po interesovanjima

```
IF korisnik.interesovanja CONTAINS "fitness"
```

```
    AND tip_sadrzaja = "video"
```

```
THEN dodaj_u_preporuke("workout video")
```

Rezultat: Lista od 50 relevantnih fitness video objava

Korak 2 (Nivo 2) – Analiza istorijskog angažmana

```
IF prethodne_objave.tip = "workout_video"
```

```
    AND avg(engagement_rate) > 0.05
```

```
THEN povecaj_prioritet(objava, 0.3)
```

Rezultat: Workout video objave dobijaju bonus u prioritetu

Korak 3 (Nivo 3) – Integrisanje trendova

```
IF trend_hashtag("#summerworkout")
```

```
    AND danas.mesec IN ["jun", "jul", "avg"]
```

```
THEN povecaj_prioritet(objava_sa_hashtag("#summerworkout"), 0.2)
```

Rezultat: Letnji workout sadržaj dobija dodatne poene

Korak 4 (Nivo 4) – Optimizacija vremena i frekvencije

```
IF tip_sadrzaja = "video"
```

```
    AND optimalno_vreme = "utorak 18:00"
```

```
THEN povecaj_prioritet(objava, 0.15)
```

Rezultat: Video treninzi zakazani u večernjim terminima dobijaju dodatni prioritet

Korak 5 (Nivo 5) – Personalizovana strategijska podešavanja

```
IF korisnik.tip_kreatora = "influencer"
```

```
    AND cilj = "engagement"
```

```
THEN povecaj_prioritet(objava, 0.25)
```

Rezultat: Sadržaj fokusiran na angažman dodatno se boduje jer je to primarni cilj korisnika

Korak 6 (Nivo 6) – Finalno rangiranje i evaluacija

```
ACCUMULATE prioritet = osnovni_skor
```

```
    + istorijski_bonus
```

```
    + trend_bonus
```

```
    + vreme_bonus
```

```
    + cilj_bonus
```

```
ORDER BY prioritet DESC
```

```
LIMIT 5
```

Finalni rezultat:

1. "HIIT Summer Workout" - prioritet 8.7, preporučeno vreme: utorak 18:00
2. "Healthy Summer Smoothie Recipe" - prioritet 8.3, preporučeno vreme: nedelja 10:00
3. "Beach Body Transformation Tips" - prioritet 8.1, preporučeno vreme: četvrtak 19:00
4. "Morning Yoga Routine" - prioritet 7.9, preporučeno vreme: ponedeljak 07:00
5. "Protein-Rich Breakfast Ideas" - prioritet 7.7, preporučeno vreme: subota 09:00

CEP događaj: Tokom nedelje se detektuje da hashtag "#homeworkout" postaje trending zbog loših vremenskih uslova. Sistem automatski ažurira preporuke i predlaže dodatne indoor workout objave.

Backward chaining primer: Korisnik pita: "Koja je najbolja objava za povećanje reach-a u petak uveče?" Sistem radi unazad:

1. Cilj: maksimalan reach u petak uveče
2. Pravilo: petak uveče = najbolji za lifestyle sadržaj
3. Kriterijum: lifestyle objave sa high-reach potencijalom
4. Rezultat: "Weekend Meal Prep Ideas" sa prognozom 15% povećanja reach-a

```
query getBestPostForReach(TimeSlot ts, Post bestPost)
```

```
(
```

```
    ts == "petak_uvece"
```

```
    and Post(p)
```

```
    and hasCategory(p, "lifestyle")
```

```
    and hasReachPotential(p, "high")
```

```
    and PredictedReachIncrease(p, $reach)
```

```
    and $reach == maxReach(ts, "lifestyle")
```

```
    and bestPost := p
```

```
)  
end  
  
query maxReach(TimeSlot ts, String category)  
accumulate(  
  Post(p),  
  hasCategory(p, category),  
  PredictedReachIncrease(p, $r),  
  $max := max($r)  
)  
and result := $max  
end
```

Ovaj primer ilustruje kompleksnost rezonovanja sistema i kako se različiti nivoi znanja kombinuju za generisanje inteligentnih preporuka koje uzimaju u obzir multiple faktore relevantne za uspeh objava na društvenim mrežama.