

Şahnaz Rauf YAQUBOVA

Qərbi Kaspi Universiteti, Yüksək texnologiyalar və innovativ mühəndislik məktəbi,
magistrant

E-mail: shahnazyaqubovva@gmail.com

**BANK MÜŞTƏRİLƏRİNİN MÜRACİƏTLƏRİNİN ANALİZİ ÜÇÜN PROQRAM
TƏMİNATININ YARADILMASI**

Xülasə

Rəqəmsal bankçılıqda müştəri şikayətlərinin artması əl ilə emal və xidmət keyfiyyəti üçün əhəmiyyətli problemlər yaradır. Buna cavab olaraq, şikayətləri tez bir zamanda təsnif etmək və prioritetləşdirmək üçün avtomatlaşdırılmış mətn təsnifat sistemləri hazırlanmışdır. Ən son üsullardan biri müştəri şikayətlərini avtomatik olaraq əvvəlcədən müəyyən edilmiş kateqoriyalarda qruplaşdırmaq üçün Uzun Qısamüddətdə Yaddaş (LSTM) dərin öyrənmə modelini istifadə edir. Bu metod real bank şikayətlərini verilənlər bazasında təsnifat nəticələrini dəqiqliklə əldə edir. NLP və maşın öyrənməsi kimi avtomatlaşdırılmış üsullar iş yükünü azaldır, cavabları sürətləndirir və böyük müştəri rəylərindən nəticə çıxarmağa kömək edir. Mətn və hiss təhlili isə banklara müştərilərin niyyətini başa düşmək və xidmət məsələlərini prioritetləşdirməkdə dəstək verir. Bu yanaşmalar strateji qərarların qəbuluna və müştəri yönümlü xidmətin yaxşılaşdırılmasına da töhfə verir. Bu tədqiqat, bank müştəri xidmətlərinin səmərəliliyinin artırılması məqsədilə NLP-əsaslı təsnifat modelləri ilə avtomatlaşdırılmış şikayət təhlilini birləşdirən proqram təminatı sisteminin dizaynını və işlənilməsi üçün hazırlanmasını təqdim edir. Təklif olunan həll müştəri sorğularını daha effektiv təsnif etmək, prioritetləşdirmək və idarə etmək üçün verilənlərin əvvəlcədən işlənməsini, xüsusiyyətlərin çıxarılmasını və nəzarət edilən öyrənmə üsullarını birləşdirir. Təklif olunan həll, müştəri sorğularını daha effektiv şəkildə kateqoriyalara ayırmaq, prioritetləşdirmək və idarə etmək üçün verilənlərin əvvəlcədən işlənməsi, xüsusiyyətlərin çıxarılması və nəzarət olunan öyrənmə üsullarını bir araya gətirir. Tədqiqat göstərir ki, ağıllı şikayət təhlili sistemləri iş proseslərini yaxşılaşdırır, rəqəmsal banklarda cavab vaxtını qısaldır və müştəri məmnuniyyətini artırır.

Açar sözləri: müştəri şikayətləri, avtomatlaşdırılmış mətn, Natural Language Processing (NLP), maşın öyrənməsi, rəqəmsal bankçılıq.

UOT: 336.71:004.4:004.8

JEL: G21, C63, L86, C55

DOI: <https://doi.org/10.54414/CREL7815>

Giriş

Bank sektorunun sürətli rəqəmsal transformasiyası maliyyə xidmətlərinin göstərilməsində və müştərilərin banklarla qarşılıqlı əlaqəsində fundamental dəyişikliklərə səbəb olmuşdur. Onlayn bankçılıq platformalarının, mobil tətbiqlərin və 24/7 müştəri kommunikasiya kanallarının geniş yayılması sayəsində banklar bu gün eksponensial həcmdə müştəri rəyləri, şikayətləri və xidmət tələbləri alırlar. [10, s.50–52]. Daxil olan mesajları oxumaq, şərh etmək, təsnif etmək və onlara cavab vermək üçün əsasən insanlara etibar edən ənənəvi

şikayətlərə baxma üsulları məlumatların miqyası və mürəkkəbliyi nəzərə alınmaqla getdikcə səmərəsiz olur. Manual emal gecikmələrə səbəb olur, əməliyyat xərclərini artırır və cavab keyfiyyətində uyğunsuzluq ehtimalını artır, bütün bunlar müştəri məmnuniyyətinə və etibarına mənfi təsir göstərə bilər. Avtomatlaşdırılmış mətn emalı və təsnifat sistemləri bu problemin perspektivli həlli kimi ortaya çıxdı. Təbii Dil Emalı (NLP) və maşın öyrənməsindəki irəliləyişlərdən istifadə edərək,



bu sistemlər böyük mətn məlumatlarını avtomatik təhlil edə, əsas məlumatları çıxara, mesajları müvafiq kateqoriyalara təsnif edə və hətta təcili və ya əhval-ruhiyyə əsasında işlərə üstünlük verə bilər [2, s.121–124]. Bu sahədə aparılan tədqiqatlar bank işində şikayətlərin idarə edilməsində daha səmərəli iş axınına dəstəkləmək üçün bu cür texnologiyaların potensialını nümayiş etdirdi. Bir araşdırmada İndoneziya bankından gələn sərbəst mətnli müştəri şikayətlərini təsnif etmək üçün Uzun Qısamüddətli Yaddaş (LSTM) əsaslı dərin öyrənmə modeli tətbiq edilib, yüksək təsnifat dəqiqliyi əldə edilib və ənənəvi manuel proseslərlə müqayisədə müştəri məsələlərinin daha sürətli həllinə imkan yaradıb [1, s.163–166].

Yüksək təsnifat dəqiqliyinə əlavə olaraq, avtomatlaşdırılmış sistemlər müştəri davranışı və əhval-ruhiyyəsi haqqında strateji əhəmiyyətli məlumatlar ilə təmin edə bilər. Hisslərin təhlili kimi təbii dilin işlənməsi üsulları təşkilatlara müştəri mətnlərindəki emosional reaksiyaların həcmi müəyyən etməyə imkan verir, bu da narazılığa səbəb olan sahələri müəyyən edə və xidmət keyfiyyətinin yaxşılaşmasına səbəb ola bilər. Məsələn, e-bankinq müştəri rəylərinə tətbiq edilən əhval-ruhiyyə analitikası istifadəyə yararlılıq və xidmət xüsusiyyətləri ilə əlaqəli müsbət və mənfi rəylərin fərqli modellərini aşkar etdi və bu, avtomatlaşdırılmış məlumatların həm əməliyyat, həm də strateji qərarlara rəhbərlik edə biləcəyini təklif etdi [3, s.458–465]. Eynilə, mobil bankinq proqramlarının mətn mədəni tədqiqatları sistemli avtomatlaşdırılmış təhlil olmadan nəzərdən qaçırıla bilən təhlükəsizlik problemləri və performans problemləri kimi istifadəçilər arasında trend olan narahatlıqları müəyyən etmişdir [4, s.49–55].

Avtomatlaşdırmanın aydın üstünlüklərinə baxmayaraq, bir çox banklar müştəri sorğularının tam həyat dövrünü idarə edə bilən inteqrasiya olunmuş sistemlərin tətbiq edilməsində çətinliklərlə qarşılaşır. Əsas maneələrə genişlənmə bilən təbii dil emal modullarının olmaması, mövcud müştəri münasibətlərinin idarə edilməsi platformaları ilə məhdud inteqrasiya və müştərinin dil seçimləri dəyişdikcə təsnifat modellərini saxlamaqda çətinliklər daxildir. Şikayətlərin idarəedilməsi sistemində

avtomatlaşdırılmış bilet sıralamasının tətbiqi təkcə əməliyyat səmərəsizliyini aradan qaldırmır, həm də təşkilatlara meylləri və nümunələri erkən müəyyən etməyə və reaktiv xidmət strategiyalarından proaktiv yanaşmalara keçməyə imkan verir. Əməliyyat üstünlüklərinə əlavə olaraq, avtomatlaşdırılmış şikayət təhlili təşkilati öyrənmə və fəaliyyətin monitorinqini asanlaşdırır. Şikayət növləri, cavab vaxtları və əhval-ruhiyyə tendensiyalarının təhlili menecerlərə xidmət keyfiyyətini qiymətləndirməyə, resursları səmərəli bölüşdürməyə və xidmət təkmilləşdirmələrini izləməyə imkan verir. Məsələn, dəstək biletlərinin avtomatlaşdırılmış təsnifatı bankların adi sorğuları avtomatik cavablara və ya ön xətt heyətinə yönləndirməsinə, mürəkkəb məsələləri isə ixtisaslaşmış qruplara həvalə etməsinə imkan verir. Bu yanaşma işçi qüvvəsindən istifadəni və cavab ardıcılığını optimallaşdırır.

Bu tədqiqat, bank müştəri xidməti əməliyyatlarının səmərəliliyini və effektivliyini artırmaq üçün avtomatlaşdırılmış mətn təhlili, NLP əsaslı təsnifat və maşın öyrənmə üsullarını birləşdirən program təminatının hazırlanmasını təklif edir. Sistem müştərinin mətn məlumatlarını emal edir, əsas xarakteristikaları əldə edir, təsnifat və əhval-ruhiyyənin aşkarlanması alqoritmlərini tətbiq edir və qərarların qəbulu və iş axınının avtomatlaşdırılmasını dəstəkləyən strukturlaşdırılmış nəticələr təqdim edir. Bu yanaşma, rəqəmsal bankçılıqda müştəri təcrübəsini yaxşılaşdırmaq və şikayətlərin əl ilə işlənməsi məhdudiyətlərini aradan qaldırmaq məqsədi daşıyır.

Şikayətlərin təsnifatında qabaqcıl texnikalar

Avtomatlaşdırılmış müştəri şikayətlərinin təsnifat sistemləri son illərdə əhəmiyyətli dərəcədə inkişaf etmişdir. Əsas qaydalara əsaslanan sistemlərə əlavə olaraq, müasir yanaşmalar strukturlaşdırılmamış mətn məlumatlarından faydalı məlumat çıxarmaq üçün maşın öyrənməsi (ML) və təbii dil emalı (NLP) üsullarından istifadə edir. Bu üsullar maliyyə institutlarına sərbəst mətnli şikayətləri avtomatik emal etməyə və təsnif etməyə imkan verir, insan söylərini azaldır və cavab tədbirlərinin səmərəliliyini artırır [2, s.124–126]. Rəqəmsal bankçılığın sürətli inkişafı müştəri sorğularının

həcmi və müxtəlifliyini əhəmiyyətli dərəcədə artırır. Şikayətlərin əl ilə idarə olunması səmərəsizdir, səhvlərə açıqdır və böyük verilənlər bazasında sistem problemlərini aşkar etməkdə məhduddur. Buna görə də, avtomatlaşdırılmış şikayət təhlili proqram təminatı banklar üçün xidmət keyfiyyətini və əməliyyat səmərəliliyini artırmaqda əsas rol oynayır [3, s.458].

Avtomatlaşdırılmış sistemlər, adətən, strukturlaşdırılmamış mətn məlumatlarında təsnifat, əhval-ruhiyyə təhlili, klasterləşdirmə və tendensiya aşkarlanması funksiyalarını yerinə yetirir. Məsələn, Kaur (2021) göstərmişdir ki, e-banking müştəri rəylərinə tətbiq olunan əhval-ruhiyyə təhlili böyük həcmdə şikayətlərdə mövcud olan narazılıq meyllərini aşkar edə bilər [3, s.458–465]. Bu yanaşma banklara yüksək təsirli şikayətlərə cavabları prioritetləşdirməyə və ümumi müştəri məmnuniyyətini artırmağa imkan yaradır.

Nikitha və başqaları (2020) bank şikayətlərinin təhlilində Natural Language Processing (NLP) və data mining üsullarının inteqrasiyasını vurğulamış, avtomatlaşdırılmış sistemlərin tez-tez baş verən şikayət nümunələrini müəyyən edərkən problemləri səmərəli şəkildə təsnif edə bildiyini göstərmişdir [5, s.22–25]. Bu üsullar banklara passiv xidmətdən aktiv xidmət metoduna keçməyə imkan verir.

Mətn emalı və xüsusiyyətlərin çıxarılması texnikaları

İstənilən avtomatlaşdırılmış şikayət təhlili sistemində ilk addım mətn məlumatlarının əvvəlcədən işlənməsidir. Müştəri sorğularında tez-tez yazım səhvləri, abreviaturalar və qeyri-rəsmi dil var ki, bu da sonrakı analitiklərin düzgünlüyünü azalda bilər. Standart ön emal mərhələlərinə aşağıdakılar daxildir:

1. Tokenizasiya: Mətni sözlərə və ya ifadələrə bölmək.
2. Stop sözünün çıxarılması: "the" və ya "və" kimi ümumi sözlərin aradan qaldırılması.
3. Lemmatizasiya: sözlərin əsas formasına çevrilməsi.
4. Normallaşdırma: Mətn formatlarının standartlaşdırılması.

Təmizləndikdən sonra mətni maşın öyrənmə modellərinə uyğun ədədi xüsusiyyətlərə çevirmək üçün vektorlaşdırılmalıdır. TF-

IDF (Term Frequency – Inverse Document Frequency), Word2Vec daxiletmələri və müasir transformator əsaslı yerləşdirmələr (məsələn, BERT) tez-tez istifadə olunan üsullardır [9].

Xüsusiyyətlərin çıxarılması şikayət növlərini göstərən açar sözlər, ifadələr və ya nümunələri müəyyən etmək üçün çox vacibdir. Nandhini və başqaları. (2021) gizli nümunələri və təkrarlanan problemləri aşkar edən oxşar məzmunlu şikayətləri qruplaşdırmaq üçün çıxarılan xüsusiyyətlər üzrə K-Means klasterini tətbiq etmişdir [8, s.119–126].

Şikayətlərin təsnifatı üçün maşın öyrənmə modelləri

Əvvəlcədən işlənmə və xüsusiyyətlərin çıxarılması mərhələlərindən sonra şikayətlər kateqoriyalara bölünə bilər. Bu kateqoriyalar əməliyyat xətası, hesab problemi və mobil proqram problemi kimi nümunələri əhatə edir. Şikayətlərin təsnifatı üçün müxtəlif maşın öyrənmə alqoritmləri tətbiq edilir.

Ənənəvi maşın öyrənmə modellərinə Dəstək Vektor Maşınları (SVM), Random Forest və Logistic Regression daxildir.

Dərin öyrənmə yanaşmalarına LSTM, CNN və hibrid arxitekturalar aiddir. Ansambl metodları daha yüksək dəqiqlik əldə etmək üçün bir neçə modelin birləşdirilməsini nəzərdə tutur. Bhuiyan və başqaları (2024) şikayətlərin təsnifatı üçün çoxsaylı ML modellərini müqayisə edərək, ansambl yanaşmalarının tək modelli yanaşmalardan daha yaxşı dəqiqlik və ümumiləşdirmə əldə etdiyini göstərdi [6]. Eynilə, Karakoç və Turan (2025) fəaliyyətlə bağlı sorğuları idarə etmək üçün daha sürətli cavab müddətləri və təkmilləşdirilmiş kateqoriyalar nümayiş etdirən hibrid NLP + ML sistemini təklif etdilər [9]. Bu modellər banklarda şikayətlərin avtomatik olaraq müvafiq şöbəyə yönləndirilməsini təmin edir və əl müdaxiləsinə ehtiyacı aradan qaldırır.

Şikayətlərin prioritetləşdirilməsi üçün əhval-ruhiyyənin təhlili

Təsnifatdan əlavə, sentiment təhlili şikayətlərin emosional tonunu qiymətləndirir. Sentiment balları bankların təcili və ya yüksək təsirli şikayətləri prioritetləşdirməsinə imkan yaradır. Məsələn, Kaur (2021) tətbiqin istifadə imkanları ilə bağlı problemlərlə əlaqədar mənfi

hissləri müəyyən edərək e-banking rəylərinə sentiment təhlili tətbiq etmişdir [3, s.460–462].

Balcıoğlu (2024) Türkiyənin mobil bankçılıq proqramlarının icmallarını təhlil edərək, mənfi əhval-ruhiyyəyə malik şikayətlərin çox vaxt əməliyyatların gecikmələri və tətbiq qəzaları ilə əlaqəli olduğunu aşkar etdi [4, s.49–69].

Sentiment balları həmçinin idarəetmə panellərinə inteqrasiya oluna bilər və bu, menecerlərə mənfi rəylərdəki artımları vaxtında aşkar etməyə və operativ reaksiya verməyə imkan yaradır.

Klasterləşdirmə və trendin aşkarlanması

Oxşar şikayətlərin qruplaşdırılması təkrarlanan nümunələrin və sistemli problemlərin müəyyən edilməsinə imkan verir. K-Means klasterləşdirmə üsulu, şikayətlərin tematik qruplara bölünməsi üçün istifadə olunur [8, s.119–126].

Mövzu modelləşdirilməsi, əvvəlcədən müəyyən edilmiş kateqoriyalar olmadan böyük verilənlər dəstlərində əsas məsələlərin müəyyən edilməsinə imkan verir.

Trend aşkarlanması, şikayət mövzularında və ya əhval-ruhiyyədə baş verən müvəqqəti dəyişiklikləri təhlil edir. Məsələn, mobil proqramlarla bağlı şikayətlərin qəfil artması proqram təminatındaki səhvləri və ya diqqət tələb edən son yeniləmələri göstərə bilər [12]. Bu tendensiyaların vaxtında aşkarlanması banklara kiçik problemlər geniş müştəri narazılığına çevrilməmişdən əvvəl tədbir görməyə imkan verir.

Sistemin həyata keçirilməsi ilə bağlı nəzəri mülahizələr

Effektiv avtomatlaşdırılmış şikayət təhlili sisteminə aşağıdakı əsas komponentlər daxildir:

1. Məlumatların qəbulu: Şikayətlər mobil proqramlar, e-poçt və sosial media kimi müxtəlif kanallar vasitəsilə toplanır.

2. İlk analiz və parametr çıxarışı: Mətn təmizlənir və riyazi ifadələrə çevrilir.

3. Təsnifat və hissələrin təhlili: Şikayətlər təsnif edilir və onların əhəmiyyəti qiymətləndirilir.

4. Klasterləşmə və Trend Analizi: Ümumi problemlər müəyyən edilir və dəyişikliklər izlənilir.

5. Qərarlara Dəstək İdarəetmə Paneli: Nəticələr vizuallaşdırılır və bank işçiləri icra edilə bilən məlumatlarla təmin edilir.

Mutesi (2024) qeyd etmişdir ki, bu cür sistemlərin tətbiqi şikayətlərin təsnifatında yüksək dəqiqliyin qorunması ilə yanaşı, orta cavab müddətinin azalmasına səbəb olur [7].

Avtomatlaşdırılmış tablolar xidmət menecerlərinə tendensiyaların izlənməsi, tapşırıqların təyin edilməsi və müdaxilələrin effektivliyinin qiymətləndirilməsi imkanını təmin edir.

Qiymətləndirmə və nəticələr

Avtomatlaşdırılmış sistemlərin qiymətləndirilməsi üçün dəqiqlik, geri çağırma və F1 balı kimi göstəricilərdən istifadə olunur: Nikitha və həmkarları (2020) etiketli məlumat dəstlərində təsnifat dəqiqliyinin 90%-dən yüksək olduğunu bildirmişdir [5, s.23–25].

Mobil bankçılıq rəylərində sentiment analizinin dəqiqliyi 87%-dən 95%-ə qədər dəyişmişdir [4, s.49–69].

Kaur qeyd etmişdir ki, ML modellərinin birləşdirilməsi sinif balanssızlığını aradan qaldıraraq mənfi şikayətlərin aşkarlanmasını təkmilləşdirmişdir [3, s.462–465].

Bu nəticələr göstərir ki, inteqrasiya olunmuş NLP, ML və klasterləşdirmə boru kəmərləri strukturlaşdırılmamış şikayətləri effektiv şəkildə hərəkətə gətirilə bilən anlayışlara çevirir.

Bank işində üstünlüklər və tətbiqlər

Avtomatlaşdırılmış şikayət təhlili proqramı əməliyyat effektivliyini artırır və şikayətlərin daha sürətli marşrutlaşdırılması və həllini təmin edir. Strateji baxışlar: Sistemli problemlərin və xidmət boşluqlarının müəyyən edilməsinə imkan verir. Müştəri məmnuniyyəti: Yüksək təsirli şikayətlərə prioritet verilməsi müştəri məmnuniyyətinin artırılmasına kömək edir. Qərar dəstəyi: İdarəetmə panelləri və hesabatlar idarəetmə fəaliyyətlərinin istiqamətləndirilməsində mühüm rol oynayır.

Amirkhalili və Wong (2025) qeyd edir ki, şikayət təhlilinin bank iş axınlarına inteqrasiyası davamlı təkmilləşdirmə və aktiv müştəri xidmətlərini dəstəkləyən real vaxt monitorinqini təmin edir [12].

Təsnifat, əhval-ruhiyyə təhlili və klasterləşmənin birləşdirilməsi banklara potensial narazılıq tendensiyalarını proqnozlaşdırmaq və

resursların bölüşdürülməsini optimallaşdırmaq imkanı verir.

Nəticə

Proqram təminatının hazırlanması, bank müştərilərinin sorğularının təhlili üçün müasir maliyyə xidmətlərinin idarə edilməsində əhəmiyyətli texnoloji irəliləyiş hesab olunur. Tədqiqatlar göstərir ki, mətnin öyrənilməsi, təbii dillərin işlənməsi və maşın öyrənməsinə əsaslanan avtomatlaşdırılmış analitik sistemlər maliyyə institutlarının müştəri rəylərini şərh etmək, xidmətin zəif tərəflərini müəyyənləşdirmək və qərar qəbul etmə səmərəliliyini artırmaq imkanlarını əhəmiyyətli dərəcədə genişləndirir.

Son elmi iş vurğulayır ki, mobil texnologiyaların və rəqəmsal maliyyə platformalarının sürətlə genişlənməsi səbəbindən mobil bankçılıq xidmətinin keyfiyyəti mərkəzi tədqiqat mərkəzinə çevrilib. Mobil bankçılıq xidmətinin keyfiyyətinə dair ədəbiyyatın hərtərəfli təhlili göstərir ki, geniş araşdırmalara baxmayaraq, xidmət keyfiyyəti ölçülərinin anlaşılması parçalanmış olaraq qalır və bu, müxtəlif əks əlaqə məlumat mənbələrini inteqrasiya edə bilən analitik sistemlərin zəruriliyini vurğulayır [11, s.1195–1230]. Bu təsdiq edir ki, avtomatlaşdırılmış təhlil alətləri sadəcə istəyə bağlı yeniliklər deyil, həm də rəqabətqabiliyyətli qalmaq istəyən müasir bank institutları üçün vacib infrastrukturudur.

Genişmiqyaslı təhlillər göstərir ki, hesablama metodları gizli xidmət nümunələrini aşkar edə və müştəri məmnuniyyəti tendensiyalarını əl ilə qiymətləndirməyə nisbətən daha effektiv proqnozlaşdırma bilir. Bu nəticələr ağıllı analitik sistemlərin strukturlaşdırılmamış mətn rəylərini qərar qəbulunda və xidmətlərin yaxşılaşdırılmasında praktik biliyə çevirə biləcəyini göstərir [11]. Bundan başqa, maşın öyrənməsinə əsaslanan təsnifat modelləri böyük həcmli şikayət məlumatlarını yüksək dəqiqliklə emal edə bilir və maliyyə institutlarına müştəri ehtiyaclarına daha tez cavab vermək və sistemli problemləri vaxtında aşkar etmək imkanı yaradır [11, s.414–428]

Şikayət təhlili üçün avtomatlaşdırılmış proqramların bank məlumat sistemlərinə inteqrasiyası xidmət keyfiyyətinin monitorinqini

gücləndirir, sübuta əsaslanan idarəetmə qərarlarının qəbulunu dəstəkləyir və müştəriyəmənlü strategiyaların inkişafına şərait yaradır. Bu sistemlər yeni nəsil rəqəmsal bank infrastrukturunun əsas komponenti kimi qəbul edilməlidir, çünki onlar institusional rəqabət qabiliyyətini və səmərəliliyi artırmaqla yanaşı, müştəri gözləntiləri və əməliyyat performansını barədə davamlı və etibarlı məlumat təmin edir. [11, s. 993–1007].

ƏDƏBİYYAT SİYAHISI:

1. Pangaribuan T., Muchtar M., Budiman M. Enhancing complaint management through information systems: LSTM-based automatic classification of bank customer complaints in Indonesia. *JPI Journal*, 2024;10(1):163-174.
2. Mohammed M.A. Natural language processing for automated customer service in banking. *Global Disclosure of Economics and Business*, 2022; 10(2): 117-128.
3. Kaur N. Sentiment analysis of e-banking customer reviews using NLP. *ShodhKosh Journal*, 2021;2(2): 458–465.
4. Balcıoğlu Y.S. Analyzing customer sentiments and trends in Turkish mobile banking apps: A text mining study. *Dumlupınar University Journal*, 2024;(80): 49–69.
5. Nikitha G.N., et al. NLP and data mining techniques for bank complaint management. *International Journal of Progressive Research in Science and Engineering*. 2020.
6. Bhuiyan R.J. et al. Comparative sentiment analysis in financial service platforms. *International Journal of Computer Science & Information System*, 2024.
7. Mutesi D., Ngugi J., Djuma S. Automated complaint classification using machine learning techniques. *Journal of Information and Technology*, 2024;5(8): 61–71.
8. Nandhini P.V. et al. Clustering and sentiment analysis in banking complaints. 2021
9. Karakoç A., Turan M. Natural language processing and machine learning approaches for banking branch request

- classification. International Journal of Engineering and Innovative Research. 2025.
10. Çelik A.A., Balcıoğlu, Y.S., Altındağ E. Mobile banking service quality: A systematic review and research agenda. International Journal of Bank Marketing. 2025.
11. Leem C.S., Eum S. Text mining for banking service quality analysis. Industrial Management & Data Systems, 2021; 121(5):993-1007 .
12. Amirkhalili A., Wong K. Mobile banking reviews: A large-scale text analytics study. 2025. 10.48550/arXiv.2503.11861

Şahnaz Rauf YAQUBOVA

Master's student at High technologies and innovative engineering school,
Western Caspian University

CREATION OF SOFTWARE FOR ANALYSIS OF BANK CUSTOMER APPLICATIONS

Summary

The increasing number of customer complaints in digital banking poses significant challenges to manual processing and service quality. In response to this problem, automated text classification systems have been developed to support rapid classification and prioritization of complaints. One of the latest methods uses a deep learning model, Long Short-Term Memory (LSTM), to automatically group customer complaints into predefined categories. This method accurately obtains classification results from a database of real bank complaints. Automated methods such as NLP and machine learning reduce workload, speed up responses, and help draw conclusions from large volumes of customer feedback. Text and sentiment analysis, on the other hand, help banks understand customer intentions and prioritize service needs. These approaches also facilitate strategic decision-making and improve customer-focused service. This study presents the design and development of a software system that combines NLP-based classification models with automated complaint analysis to improve the efficiency of banking customer service. The proposed solution combines data preprocessing, feature extraction, and supervised learning methods to more effectively classify, prioritize, and manage customer requests. Research shows that intelligent complaint analysis systems improve business processes, reduce response times in digital banks, and increase customer satisfaction.

Keywords: customer complaints, automated text, Natural Language Processing (NLP), machine learning, digital banking.

Шахназ Рауф ЯГУБОВА

Магистрант Высокие технологии и инновационные инженерные решения,
Западно-Каспийского Университета

**СОЗДАНИЕ ПРОГРАММНОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ ДЛЯ АНАЛИЗА ЗАЯВОК
КЛИЕНТОВ БАНКА**

Резюме

Увеличение количества жалоб клиентов в цифровой банковской среде создает серьезные проблемы для ручной обработки и качества обслуживания. В ответ на эту проблему были разработаны автоматизированные системы классификации текста для поддержки быстрой классификации и приоритизации жалоб. Один из новейших методов использует модель глубокого обучения Long Short-Term Memory (LSTM) для автоматической группировки жалоб

клиентов в predeterminedенные категории. Этот метод точно получает результаты классификации из базы данных реальных банковских жалоб. Автоматизированные методы, такие как НЛП и машинное обучение, снижают рабочую нагрузку, ускоряют ответы и помогают делать выводы из большого количества отзывов клиентов. Анализ текста и настроений, с другой стороны, помогает банкам понимать намерения клиентов и расставлять приоритеты в вопросах обслуживания. Эти подходы также способствуют принятию стратегических решений и улучшению обслуживания, ориентированного на клиента. В данном исследовании представлен проект и разработка программной системы, которая сочетает в себе модели классификации на основе НЛП с автоматизированным анализом жалоб для повышения эффективности банковского обслуживания клиентов. Предложенное решение сочетает в себе предварительную обработку данных, извлечение признаков и методы обучения с учителем для более эффективной классификации, приоритизации и управления запросами клиентов. Исследования показывают, что интеллектуальные системы анализа жалоб улучшают бизнес-процессы, сокращают время ответа в цифровых банках и повышают удовлетворенность клиентов.

Ключевые слова: жалобы клиентов, автоматизированный текст, обработка естественного языка (NLP), машинное обучение, цифровой банкинг.

Daxil olub: 02.03.2026