


КАТАЛИТКАЛЫҚ КРЕКИНГ ҚОНДЫРҒЫСЫНАН ӨНІМНІҢ ШЫҒУЫН PYTHON БАҒДАРЛАМАЛЫҚ ОРТАСЫН ҚОЛДАНУ АРҚЫЛЫ АНЫҚТАУ


¹Н.Боранбаева, ¹Б.Оразбаев , ²Л.Рзаева, ³Ж.Карабаев, ⁴Б.Серимбетов

¹Л.Н.Гумилев атындағы Еуразия Ұлттық Университеті, Астана, Қазақстан,

²Astana IT University, Астана қ., Қазақстан,

³Auezov University, Шымкент қ., Қазақстан,

⁴ Қ.Құлажанов атындағы Қазақ технология және бизнес университеті, Астана, Қазақстан

 Корреспондент-автор: batyr_o@mail.ru

Мақалада Python бағдарламалық ортасында регрессия әдістерін қолдану арқылы каталитикалық крекинг қондырғысынан өнімнің шығуын анықтау тапсырмасы қарастырылады. Каталитикалық крекинг мұнай өндірудің негізгі процесі болғандықтан, өнімнің шығуын нақты болжау технологиялық параметрлерді оңтайландыру және өнімнің тиімділігін арттыру үшін өте маңызды. Сараптама үшін Шымкент мұнай өндіру зауытының статистикалық мәліметтері қолданылды, бұл ұсынылған әдісті нақты өндіріс шарттарында қолдану мүмкіндігін көрсетеді. Мақалада реактордағы және регенератордағы температура, қысым, шикізат тығыздығы және катализатор шығыны сияқты әр түрлі технологиялық параметрлердің әсер етуін талдау нәтижесінде модельдерді жасап шығару әдістемесі қарастырылған. Pandas, Scikit-learn және Matplotlib сияқты Python мәліметтерді талдау инструменттері мен кітапханаларын қолдану толық талдау жасап, нәтижелерін визуализациялауға мүмкіндік береді. Модельдің сапасын бағалау детерминациялау коэффициенті (R^2) және қалдық қателерді талдау арқылы жүргізіледі. Алынған нәтижелер моделдің жоғарғы дәлдігі мен ұсынылған тәсілдің өндірістегі мұнай өндіру процестерін болжау және оңтайландыру мүмкіндігін дәлелдейді. Сондай-ақ, ұсынылған тәсілді мұнай өңдеу процестерін оңтайландыру, технологиялық шешімдерді жақсарту және мұнай-химия саласындағы өндірістердің жалпы экономикалық тиімділігін арттыру үшін сәтті қолдануға болатындығы атап өтілді.

Түйін сөздер: модельдеу, каталитикалық крекинг, python, детерминациялау коэффициенті, айқын емес логика, компьютерлік модельдеу, оңтайландыру, каталитикалық крекинг қондырғысы.

ОПРЕДЕЛЕНИЕ ВЫХОДА ПРОДУКТА ИЗ УСТАНОВКИ КАТАЛИТИЧЕСКОГО КРЕКИНГА ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ПРОГРАММНОЙ СРЕДЫ PYTHON

¹Н.Боранбаева, ¹Б.Оразбаев , ²Л.Рзаева, ³Ж.Карабаев, ⁴Б.Серимбетов

¹Евразийский Национальный Университет им. Л.Н.Гумилева, г.Астана, Казахстан,

²Astana IT University, г. Астана, Казахстан,

³Auezov University, г. Шымкент, Казахстан,

⁴Казахский университет технологии и бизнеса им.К.Кулажанова,
e-mail: batyr_o@mail.ru

В данной статье рассматривается задача определение выхода продукта из установки каталитического крекинга с использованием методов регрессии в программной среде Python. Каталитический крекинг является одним из ключевых процессов в нефтепереработке, и точное прогнозирование выхода продукта имеет важное значение для оптимизации технологических параметров и повышения эффективности производства. Для анализа использованы статистические данные Шымкентского нефтеперерабатывающего завода, что позволяет применить предложенные методы к реальным производственным условиям. В работе представлены методология разработки модели на основе анализа влияния различных технологических параметров, таких как температура, давление, плотность сырья и расход катализатора. Применение инструментов анализа данных и библиотек Python, таких как Pandas, Scikit-learn и Matplotlib, позволяет провести детальный анализ и визуализацию результатов. Оценка качества модели производится с помощью коэффициента детерминации (R^2) и анализа

остаточных ошибок. Полученные результаты демонстрируют высокую точность модели и подтверждают возможность использования предложенного подхода для прогнозирования и оптимизации процессов нефтепереработки в промышленной практике. Также подчеркивается, что предложенный подход может быть успешно применен для оптимизации процессов нефтепереработки, улучшения технологических решений и повышения общей экономической эффективности производств в нефтехимической отрасли.

Ключевые слова: моделирование, каталитический крекинг, python, коэффициент детерминации, нечеткая логика, компьютерное моделирование, оптимизация, установка каталитического крекинга.

DETERMINATION OF PRODUCT YIELD FROM A CATALYTIC CRACKING UNIT USING THE PYTHON PROGRAMMING ENVIRONMENT

¹N.Boranbayeva, ¹B.Orazbayev , ²L.Rzayeva, ³Zh.Karabayev, ⁴B.Serimbetov

¹ L. N. Gumilyov Eurasian National University, Astana, Kazakhstan,

²Astana IT University, г. Астана, Kazakhstan,

³Auezov University, Shymkent, Kazakhstan,

⁴K. Kulazhanov Kazakh University of Technology and Business, Astana, Kazakhstan,
e-mail: batyr_o@mail.ru

This article addresses the task of forecasting product yield from a catalytic cracking unit using regression methods within the Python programming environment. Catalytic cracking is one of the key processes in oil refining, and accurate product yield forecasting is crucial for optimizing technological parameters and improving production efficiency. Statistical data from the Shymkent Oil Refinery were used for the analysis, which allows us to apply the proposed methods to real production conditions. The paper presents a model development methodology that analyzes various technological parameters, such as temperature, pressure, feedstock density, and catalyst consumption. Using data analysis tools and Python libraries, such as Pandas, Scikit-learn, and Matplotlib, enables detailed analysis and visualization of results. The model's quality is assessed using the coefficient of determination (R^2) and residual error analysis. The results obtained demonstrate the high accuracy of the model and confirm the feasibility of using the proposed approach for forecasting and optimizing oil refining processes in industrial practice. Against the background of the growing relevance of issues related to the diagnosis of brain stroke, modern research in the field of medical diagnostics is trying to use advanced deep learning methods to improve the detection of this serious disease. It is also emphasized that the proposed approach can be successfully applied to optimize refining processes, improve technological solutions and increase the overall economic efficiency of production in the petrochemical industry.

Keywords: modeling, catalytic cracking, Python, coefficient of determination, fuzzy logic, computer modeling, optimization, unit of catalytic cracking.

Кіріспе. Каталитикалық крекинг жоғары октанды бензиндер мен басқа да жеңіл мұнай өнімдерін өндіруде шешуші рөл атқаратын мұнай өңдеудегі маңызды процестердің бірі болып табылады. Бұл процестің тиімділігі температура, қысым, шикізаттың тығыздығы және катализатордың шығыны сияқты көптеген технологиялық параметрлерге тікелей байланысты. Каталитикалық крекинг қондырғыларының жұмысын оңтайландыру және олардың өнімділігін арттыру үшін

технологиялық параметрлер туралы мәліметтер негізінде өнімнің шығуын дәл болжау қажет. Деректерді талдау мен машиналық оқытудың заманауи әдістері өндіріс процестерін едәуір жақсартуға алатын болжамды модельдерді құрудың қуатты құралдарын ұсынады. Атап айтқанда, регрессиялық талдау машиналық оқытудың негізгі әдістерінің бірі ретінде айнымалылар арасындағы байланысты талдау және әртүрлі көрсеткіштерді болжау үшін кеңінен қолданылады.

Бұл мақалада Python бағдарламалық жасақтамасында жүзеге асырылған регрессия әдістерін қолдана отырып, каталитикалық крекинг қондырғысынан өнімнің шығуын болжау тәсілі ұсынылады. Python Pandas, Scikit-learn және Matplotlib сияқты қуатты деректерді талдау және визуализация кітапханаларының арқасында мұндай модельдерді өнеркәсіптік тәжірибеге енгізу және жасақтау үшін таңдаулы құралға айналуға.

Бұл жұмыстың мақсаты болжау моделін әзірлеу және бағалау болып табылады, ол өнімнің шығуын жоғары дәлдікпен болжап қана қоймай, сонымен қатар нақты жағдайларда технологиялық процестерді одан әрі оңтайландыру үшін осы болжамдарды қолдануға мүмкіндік береді. Мақалада параметрлерді таңдаудан бастап болжау сапасын бағалауға дейінгі модельді әзірлеудің барлық кезеңдері қарастырылады, сонымен қатар ұсынылған тәсілдің тиімділігін растайтын нәтижелер талқыланады. Өнімнің каталитикалық крекинг қондырғысынан шығуын болжау күрделі міндет болып табылады, ол шикізаттың құрамы, процесс шарттары және катализатордың сипаттамалары сияқты көптеген факторларды ескеруді талап етеді. Соңғы жылдары мұнай-химия саласындағы зерттеушілер мен тәжірибешілер болжау дәлдігін жақсарту және процесті оңтайландыру үшін деректерді талдау және машиналық оқыту әдістеріне көбірек бет бұруда.

Регрессия-химиялық процестерді болжауда ең көп қолданылатын әдістердің бірі. [1] жұмыста регрессиялық модельдер айнымалылар арасындағы тәуелділікті талдаудың негізгі мүмкіндіктерін ұсынады. Зерттеулер көрсеткендей, регрессиялық модельдер қарапайымдылығына қарамастан, әсіресе деректерді алдын ала талдау және негізгі трендтерді анықтау жағдайында күрделі тәсілдер үшін жақсы бастама бола алады, [2]. Python бағдарламалық ортасының Pandas, NumPy және scikit-learn сияқты қуатты кітапханалары мен құрылымдарының арқасында деректерді талдаудың танымал құралына айналды. Бірқатар жұмыстар [3] бұл құралдар регрессиялық модельдерді құру және бағалау процесін едәуір жеңілдететінін атап өтті. Python сонымен қатар деректерді визуализациялау және модель-

деу үшін ыңғайлы құралдарды ұсынады, бұл оны мұнай-химия практиктері үшін ерекше құнды етеді. Каталитикалық крекинг саласындағы заманауи зерттеулер көбінесе нейрондық желілер сияқты күрделі машиналық оқыту әдістерін қолдануды қамтиды [4]. Бұл әдістер үлкен көлемдегі деректермен және күрделі тәуелділіктермен жұмыс істегенде жоғары тиімділікті көрсетеді. Алайда, [5] атап өткендей, мұндай әдістерді өнеркәсіптік тәжірибеге біріктіру айтарлықтай есептеу ресурстарын және процестерді терең түсінуді қажет етеді. Қосымша зерттеуді қажет ететін маңызды аспектілер - болжамдардың дәлдігі және нәтижелерді түсіндіру. [6] ғылыми жұмыста атап өткендей, қолданыстағы модельдер өзгеретін процестер жағдайында қайта оқыту және дәлдіктің жеткіліксіздігімен жиі ұшырасады. Перспективалық бағыттарға сызықтық регрессия элементтері мен машиналық оқытудың күрделі алгоритмдерін біріктіретін гибриді модельдерді дамыту, сондай-ақ деректерді жинау және алдын ала өңдеу әдістерін жақсарту кіреді [7].

Эртүрлі дереккөздерді талдау нәтижелері каталитикалық крекинг қондырғысы сияқты күрделі айқын емес сипатталған химиялық-технологиялық жүйелерді басқару, модельдеу мәселелерінің жеткіліксіз зерттелгендігін көрсетеді. Осыған байланысты модельдерді әзірлеу, оңтайландыру мәселелерін зерттеу, күрделі айқын емес химиялық-технологиялық жүйелерді басқару үшін шешім қабылдау тапсырмасын қалыптастыру заманауи ғылымның өзекті міндеті болып қала береді. Математикалық модельдерді әзірлеу принциптері мен әдістерін талдау, шешім қабылдау және өнеркәсіптік объектілерді оңтайландыру нәтижесінде ғылыми жұмыстарда лингвистикалық модельдерді әзірлеу және олардың жұмыс режимдерін оңтайландыру мәселелері аз қамтылғандығы анықталды. Жұмыстарда [8, 9] математикалық модельдерді әзірлеу және бастапқы ақпараттың айқынсыздығымен сипатталатын технологиялық объектілердің параметрлерін оңтайландыру тәсілдері зерттеліп, ұсынылды. 2000 жылдан бастап Р.А. Алиева, н. Р. Юсупбекова,

Azeem M. F., Taskin H., Osofisan P. B. сияқты авторлардың катализаторлық крекингті басқару алгоритмдерінде айқын емес логика әдістерін қолдану арқылы жүзеге асырылған бірқатар еңбектері жарық көрді. Бірақ күрделі объектілерді модельдеу және оңтайландыру бойынша осы және басқа талданған жұмыстарда объектінің кіріс және шығыс параметрлері айқын емес модельдерді әзірлеу мәселелері толық зерттелмеген. Сонымен қатар, оңтайландыру мәселелерін шешудің белгілі әдістерінде есептің қойылуы кезеңінде айқын емес есеп мәселе нақты есептер жиынтығына айналады және одан әрі қолданыстағы әдістермен шешіледі. Бұл тәсілде көбінесе бастапқы жиналған айқын емес ақпараттың едәуір бөлігі жоғалады (білім, сарапшылардың тәжірибесі), нәтижесінде алынған шешімдердің шындыққа сәйкестігі төмендейді [10].

Әдебиеттерге шолу өнімнің катализаторлық крекинг қондырғысынан өнімнің шығуын анықтауда Python және регрессия әдісін қолдану процестерді талдауға және оңтайландыруға арналған қуатты құралдарды қамтамасыз ететінін көрсетеді. Дегенмен, дәлірек және сенімді нәтижелерге қол жеткізу үшін деректерді талдаудың дәстүрлі әдістерімен бірге заманауи әдістерді де ескеру қажет.

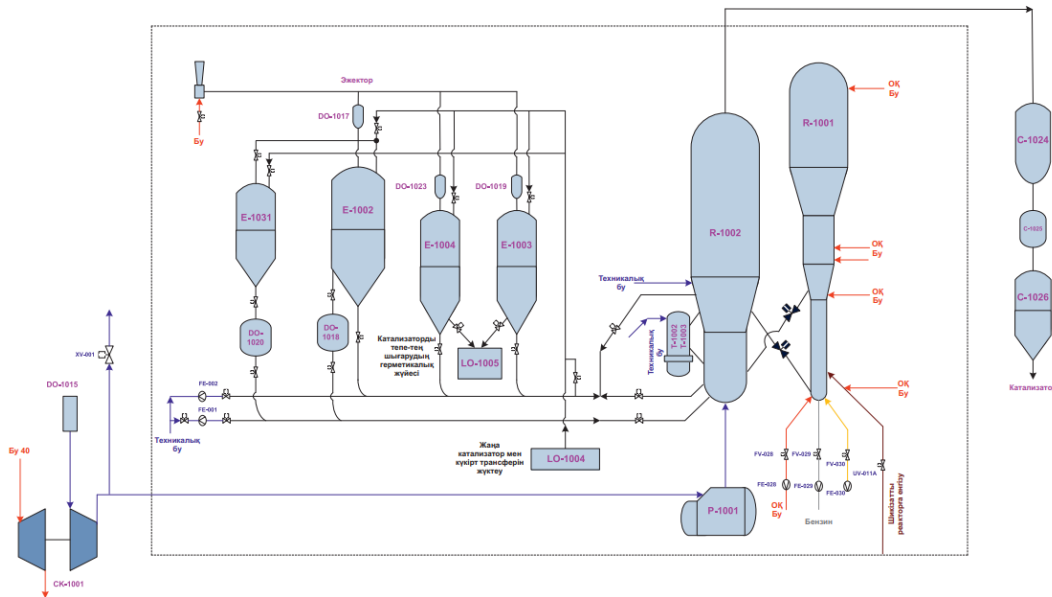
Материалдар мен әдістер. Бұл жұмыстың зерттеу нысаны Шымкент мұнай өңдеу зауытының титулы 1000 RFCC ауыр қалдықтардың катализаторлық крекинг қондырғысының реактор-регенератор блогы болып табылады. Катализаторлық крекинг қондырғысы тікелей мазуттан катализаторлық крекинг процесі арқылы автомобиль бензиндері мен сұйытылған көмірсутек газдарының жоғары октанды компонентін алуға арналған. Катализаторлық крекинг процесінің жүруіне әсер ететін негізгі факторлар шикізаттың физика-химиялық сипаттамалары, катализатордың қасиеттері, реактордағы қысым, реактордағы шикізат температурасы, реактордың температурасы, катализатордың шығыны болып табылады. Катализаторлық крекинг қондырғысынан бензиннің шығуы мен сапасы шикізаттың құрамына, реактордағы температура мен қысымға, шикізаттың берілу жылдамдығына, регене-

ратордағы температураға, регенератор-реактор блогының жұмыс режиміне, крекинг катализаторларының түріне және басқа параметрлерге байланысты. Технологиялық режимдер алынатын өнімінің түріне байланысты майлы газ, бензин немесе дизель фракциясы ретінде ерекшеленеді. Басқару объектісінің техникалық регламенті негізінде процестің негізгі технологиялық параметрлері анықталды: реактордың жоғарғы бөлігіндегі қысым, реактордан шығатын реакция газдарының температурасы, регенератордан шығатын газдардың температурасы. Әрі қарай, процеске әсер ететін басқару объектісінің кіріс, шығыс, ауытқушы айнымалылары анықталады. Реактор блогындағы технологиялық параметрлер процесс режимінің оңтайлы қаттылығына қол жеткізу мақсатында реттеледі. Терең оқыту технологияларының дамуы диагностиканың дәлдігі мен жеделдігін жақсартудың жаңа перспективаларын ұсына отырып, осы процеске белсенді әсер етеді.

Анықтамалық векторлық әдіс (SVM) және кездейсоқ ормандар сияқты Машиналық оқыту әдістерінің пайда болуы диагностиканы жақсартудағы маңызды қадам болды. Бұл тәсілдер медициналық кескіндерді талдау процесін автоматтандыруға мүмкіндік береді, бірақ көбінесе күрделі үш өлшемді деректер мен үлкен көлемдегі ақпаратты өңдеуде шектеулерге тап болады.

Нейрондық желілердің архитектуралары, соның ішінде конволюциялық нейрондық желілер (CNN) және қайталанатын нейрондық желілер (RNN) деректердегі кеңістіктік және уақыттық тәуелділіктерді ескере отырып, жоғары дәлдікті қамтамасыз етеді [11].

Катализаторлық крекинг-мұнай өңдеуді тереңдетуге бағытталған негізгі процесс. Процесс келесі технологиялық агрегаттарды қамтитын катализаторлық крекинг қондырғысында жүреді: бу конденсациясы жүйесі, реактор-регенератор блогы, түтін газын дымқыл тазарту блогы, шикізатты дайындау және ректификациялау блогы, сіңіру және газ фракциялау блогы. Реактор мен регенератор арасындағы сұйық катализатордың үздіксіз айналуы катализаторлық крекинг процестерін үздіксіз режимде жүргізуге мүмкіндік береді [12].



1 - сурет. RFCC каталикалық крекинг қондырғысының реактор және регенератор блогының технологиялық сызбасы

1-суретте RFCC 1000 титулды каталикалық крекинг қондырғысының реактор және регенератор блогының технологиялық схемасы көрсетілген [13]. Қондырғының шикізаты - шикізатты араластыру контейнеріне берілетін тікелей айдау мазуты немесе мазут қоспасы және тікелей айдау вакуумды газойль фракциясының қоспасы. Араластыру контейнеріне шикізат сорғымен реакторға беріледі, алдымен текше өнім ағындарының, жеңіл газойль фракциясының (қажет болған жағдайда) және текше циркуляциялық суарудың жылуы есебінен шикізат жылу алмастырғыштар блогында қызады. Реакторға кіретін шикізаттың температурасы соңғы жылу алмастырғыштың айналма жолындағы клапанмен реттеледі.

RFCC каталикалық крекинг қондырғысында жұмыс жасайтын өндіріс қызметкерлерінің, сарапшылардың сауалнамасынан алынған ақпарат реактор блогының технологиялық жұмыс режимінің параметрлерінің өзгеру себептері реакторға кіретін температураның өзгеруі, катализаторға жиналатын кокс мөлшерінің өзгеруіне, сондай-ақ қоршаған ауа температурасының өзгеруіне әкелетінін көрсетеді. Бұл өзгерістер регенератордың шығысындағы катализаторының температурасына және реактордың кірісіндегі катализатордың температурасына әсер етеді. Бұл

каталикалық крекинг процесінің параметрлерінің өзгеруіне әкеледі [14]. Қазіргі уақытта RFCC каталикалық крекинг қондырғысында реактор мен регенератор блогының жұмысын басқаруды өндіріс операторы параметрлерді (автоматты) тұрақтандыру жүйелерінің параметрлерін, реактордағы, шикізат пен бу шығынын, регенератордағы ауа мен бу шығынын, диспенсердегі бу мен ауа шығынын, катализатордың қалыпты айналымын қамтамасыз ету мақсатында өзгерту арқылы қолмен жүзеге асырады. Осы себепті қажетті октан саны бар сапалы бензин алу үшін каталикалық крекинг процесін басқару үшін шешім қабылдауды автоматтандыру өзекті мәселе болып табылады [15].

Реактор-регенератор блогының жұмысын сипаттайтын негізгі көрсеткіштер реактордағы температура мен қысым болып табылады, бұл регенератордағы температураның өзгеруіне әсер етеді, нәтижесінде қондырғының тұрақты жұмысына, конверсия дәрежесіне, өнімнің тығыздығы мен фракциялық құрамына әсер етеді. Көптеген басқа технологиялық процестер сияқты RFCC каталикалық крекинг қондырғысында жүретін зерттелетін процесс алынған бензиннің сапасы туралы айқын емес бастапқы ақпаратпен сипатталады, ол модельдерді әзірлеу және

каталитикалық крекинг процесін оңтайландыру үшін қажет. Бұл жағдайда сараптамалық білімді ұсынудың айқын емес модельдерін қолдана отырып, каталитикалық крекинг қондырғысының реактор-регенератор блогындағы технологиялық процесті басқарудың интеллектуалды жүйесінің алгоритмдерін жасау қажет. Сарапшылардың тәжірибесіне, біліміне және түйсігіне сүйене отырып, толық емес ақпарат жағдайында лингвистикалық айнымалылардың мәндері үшін тиістілік функциялары автоматты түрде қалыптасады [16]. Реактор-регенератор блогының кіріс және шығыс параметрлері айқын емес лингвисти-

калық модельдерді синтездеу әдісі сараптамалық бағалау әдістеріне және айқын емес шартты қорытынды ережесіне негізделген.

Каталитикалық крекинг қондырғысынан өнімнің шығуын болжау үшін Шымкент мұнай өңдеу зауытында жиналған деректер пайдаланылды. Деректер жиынтығына келесі параметрлер кірді: шикізат көлемі, шикізат тығыздығы, шикізат температурасы, реактор температурасы, реактор қысымы, катализатор шығыны, бензин шығысы. Деректер үш жылдық кезеңді қамтыды. Процеске әсер ететін негізгі параметрлер 1-кестеде көрсетілген.

1 - кесте. Процестің негізгі кіріс, шығыс параметрлері

№	Белгіленуі	Параметр атауы	Өлшем бірлігі
1	(x1)	Шикізат шығыны	т/тәулік
2	(x2)	Шикізат тығыздығы	т/м ³
3	(x3)	Шикізат температурасы	С
4	(x4)	Реактор температурасы	С
5	(x5)	Реактор қысымы	кгс/см ²
6	(x6)	Катализатор шығыны	т/тәулік
7	Y	Бензин көлемі	%

2 - кесте. Каталитикалық крекинг процесінің параметрлерінің статистикалық көрсеткіштеріне сәйкес болжау

№	x1	x2	x3	x4	x5	x6	у-тің өн-дірісте-гі мәні	у-тің аны-қталған мәні	Ауытқу
1	241.8	0.899	206.3	517.8	2.26	1679.46	48.7	49.028339	-0.328339
2	241.6	0.898	208.8	518.0	2.3	1692.4	48.6	48.719417	-0.119417
3	242.5	0.898	209.1	517.6	2.3	1695.8	49.2	48.755016	0.444984
4	241.4	0.898	208.8	517.7	2.3	1684.0	49.1	48.665739	0.434261
5	240.9	0.901	210.4	517.8	2.2	1725.0	48.8	48.503400	0.296600
6	241.6	0.901	213.4	517.9	2.3	1763.0	48.7	47.988852	0.711148
7	241.9	0.899	212.4	517.9	2.3	1771.5	48.5	48.136549	0.363451
8	241.4	0.900	212.3	517.6	2.3	1752.8	48.8	48.053057	0.746943
9	240.2	0.900	214.3	518.3	2.2	1767.4	48.4	48.057432	0.342568
10	240.8	0.901	214.1	518.1	2.3	1780.7	47.9	47.774196	0.125804
11	155.6	0.901	196.6	515.4	2.2	1099.6	37.1	37.843743	-0.743743
12	237.6	0.901	211.7	517.6	2.2	1745.1	47.3	47.758377	-0.458377
13	239.2	0.900	213.0	518.1	2.2	1781.6	48.8	47.896658	0.903342

14	239.6	0.901	217.1	518.0	2.2	1766.9	48.4	47.672751	0.727249
15	239.6	0.901	216.5	518.3	2.2	1774.4	48.1	47.741578	0.358422
16	239.4	0.901	215.6	518.3	2.2	1754.3	47.9	47.856243	0.043757
17	239.8	0.902	213.8	518.5	2.2	1742.1	47.9	48.107864	-0.207864
18	239.8	0.901	213.4	518.7	2.3	1748.7	48.0	47.904229	0.095771
19	239.8	0.901	214.5	519.0	2.2	1743.1	48.0	48.175504	-0.175504
20	239.8	0.901	211.9	519.0	2.2	1743.0	47.5	48.365504	-0.865504
21	239.1	0.901	212.9	519.1	2.3	1735.5	47.1	47.955085	-0.855085
22	223.8	0.900	214.7	518.9	2.2	1762.5	46.3	45.514946	0.785054
23	216.4	0.901	209.5	519.5	2.2	1560.2	47.5	45.599599	1.900401
24	231.0	0.901	211.8	519.2	2.2	1689.0	50.5	47.209394	3.290606
25	238.0	0.900	214.9	519.0	2.2	1761.9	46.5	47.810517	-1.310517
26	237.7	0.901	214.2	519.0	2.2	1773.7	46.7	47.735090	-1.035090
27	237.6	0.901	214.4	518.9	2.3	1754.7	46.7	47.489306	-0.789306
28	237.5	0.901	214.1	518.9	2.3	1766.6	46.9	47.446940	-0.546940
29	237.8	0.901	213.1	518.9	2.2	1752.4	47.0	47.899089	-0.899089
30	238.0	0.900	212.2	518.8	2.2	1739.9	47.2	48.059431	0.859431
31	237.7	0.900	212.9	519.0	2.2	1740.7	47.0	47.993722	-0.993722
32	237.7	0.900	212.6	518.9	2.2	1765.0	47.1	47.898868	-0.798868
33	237.6	0.899	212.2	519.0	2.3	1757.4	47.3	47.718064	-0.418064
34	238.6	0.899	212.5	518.9	2.2	1744.3	47.2	48.165351	-0.965351
35	240.2	0.898	212.1	518.9	2.3	1763.5	47.3	48.131774	-0.831774
36	240.8	0.898	212.7	518.9	2.2	1775.6	48.2	48.409264	-0.209264
37	241.4	0.899	212.9	518.9	2.2	1767.8	48.5	48.492558	0.007442
38	241.0	0.899	212.3	518.8	2.2	1793.4	49.0	48.349838	0.650162
39	240.2	0.898	210.4	519.1	2.3	1770.4	49.1	48.264773	0.835227
40	240.9	0.899	208.4	518.9	2.2	1789.6	49.0	48.651943	0.348057

Анықтауға арналған негізгі құрал ретінде регрессиялық модель таңдалды. Бұл әдіс оны талдауға ыңғайлы болуы мен қарапайымдылығы байланысты таңдалды. Регрессия моделі Python-дағы scikit-learn кітапханасының көмегімен жүзеге асырылды. Регрессия функциясы тәуелсіз айнымалылар (шикізат көлемі, шикізат тығыздығы, шикізат температурасы, реактор температурасы, реактор қысымы, катализатор шығыны) мен тәуелді айнымалы (бензин шығымы) арасындағы байланыс болды (2-кесте). Модельдің дәлдігін бағалау үшін келесі көрсеткіштер қолданылды:

- Орташа квадраттық қате (MSE): болжау қателіктерінің орташа квадратын өлшеу;

- Детерминация коэффициенті (R2): тәуелді айнымалы модель арқылы түсіндірілетін дисперсияның үлесін көрсететін көрсеткіш.

Талдау мен модельдеуді орындау үшін келесі бағдарламалық құралдар қолданылды:

- Python 3.9-деректерді өңдеуге және модель құруға арналған бағдарламалау тілі;

- Pandas-деректерді тазарту және талдау құралдарын қамтитын деректер кітапханасы;

- Сандық есептеулерді орындауға арналған NumPy-кітапхана;

- Scikit-learn-Машиналық оқыту модельдерін құруға және бағалауға арналған кітапхана.

- Matplotlib және Seaborn-деректер мен модельдеу нәтижелерін визуализациялауға арналған кітапханалар.

Болжау нәтижелерін визуализациялау үшін болжамды мәндердің нақты мәндерге тәуелділік графиктері, сондай-ақ болжау қателерінің гра-

фиктері қолданылды. Бұл модельдің дәлдігін нақты көрсетуге және ықтимал кемшіліктерді анықтауға мүмкіндік берді.

Нәтижелер мен талқылау. Әдебиеттерді талдау және жүргізілген зерттеулер негізінде реактор мен регенератордың математикалық модельдерінің құрылымын таңдау жүргізілді [17,18,19]. Реактор мен Регенератор блогын басқару алгоритмінде каталикалық крекинг қондырғысының RFCC қондырғысымен жұмыс жасайтын персоналдың тәжірибесін қолданған жөн. Сараптамалық білімді ресімдеу мақсатында сарапшыларға сауалнама жүргізілді, ол каталикалық крекинг процесіне әсер ететін негізгі параметрлерді анықтауға мүмкіндік берді. Блоктардағы қалыпты режимді бұзатын негізгі ауытқытушы параметрлер шикізаттың шығыны x_1 , тығыздығы x_2 , температурасы x_3 болып табылады. Процеске әсер ететін негізгі факторлар - реактордағы температура x_4 мен қысым x_5 ,

қалпына келтірілген катализатордың шығыны x_6 . Қондырғының кіріс параметрлерінің тиімділігін сипаттайтын шығыс параметрінің математикалық тәуелділігін алу үшін Шымкент мұнай өңдеу зауытының статистикалық деректері негізінде эксперимент жүргізілді. Реактордағы температура мен қысым мәндері бергіштің көрсеткіштеріне сәйкес келеді. Шикізат пен сұйық газды тұтыну мәндері шығын өлшегіштердің көмегімен анықталады. Алайда, реактордан шыққан кезде бензинді өлшейтін шығын өлшегіштің болмауына байланысты үлкен қиындықтар болды. у параметрінің мәні субъективті түрде, әр бақылау кезінде қондырғы операторының технологияна сауалнама жүргізу арқылы алынды. Бұл у параметрінің мәндеріндегі айқын емес ретінде түсіндірілетін белгісіздікке әкелді.

Процесті сипаттайтын регрессия теңдеуі мына түрде таңдалды:

$$\tilde{y} = \tilde{c}_0 + \tilde{c}_1 x_1 + \tilde{c}_2 x_2 + \tilde{c}_3 x_3 + \tilde{c}_4 x_4 + \tilde{c}_5 x_5 + \tilde{c}_6 x_6 \quad (1)$$

бағалау коэффициенттерін анықтау үшін Python тілінде бағдарламалық код жазылды:

```
import numpy as np
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.preprocessing import PolynomialFeatures
import matplotlib.pyplot as plt
import pandas as pd
from sklearn.datasets import make_regression

df = pd.read_excel('StableGasoline.xlsx')
x = df[['x1']] # , 'x2', 'x3', 'x4', 'x5', 'x6']]
y = df['y']

model = LinearRegression()
model.fit(x, y)

LinearRegression()

predictions = model.predict(x)
y_pred = model.predict(x)

intercept = model.intercept_
coefficients = model.coef_

from sklearn.metrics import r2_score
```



```

r2 = r2_score(y, predictions)

n = len(y)
p = x.shape[1]

adjusted_r2 = 1 - (1 - r2) * (n - 1) / (n - p - 1)

sse = np.sum((y - predictions) ** 2)
ssr = np.sum((y_pred - np.mean(y)) ** 2)

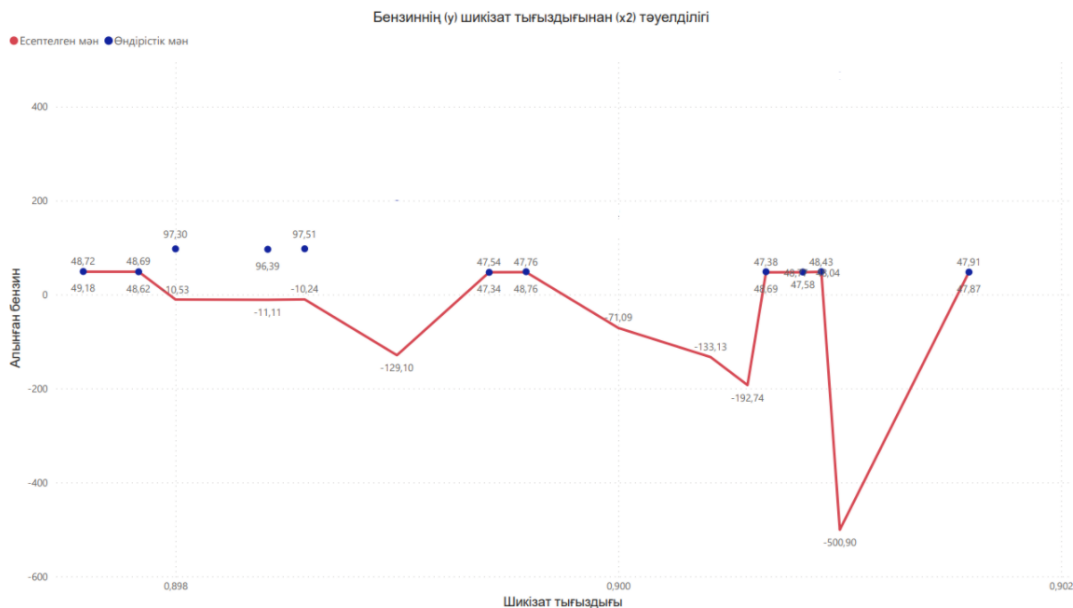
residuals = y - predictions

plt.xlabel("Шикізат")
plt.ylabel("Бензин_ШЫҒЫМЫ")
plt.scatter(x, y)
plt.plot(x, y_pred)
    
```

Регрессия моделі шикізат құрамы, процесс шарттары және катализатордың сипаттамалары туралы мәліметтер негізінде сәтті құрылды. Талдау нәтижесінде каталитикалық крекинг қондырғысынан бензиннің шығуына факторлардың

әрқайсысының әсерін көрсететін регрессия коэффициенттері алынды

Статистикаға сәйкес (1) тендеу коэффициенттерін есептеу нәтижелері келесідей:



2-сурет. Бензин шығымның шикізат тығыздығынан тәуелділігі

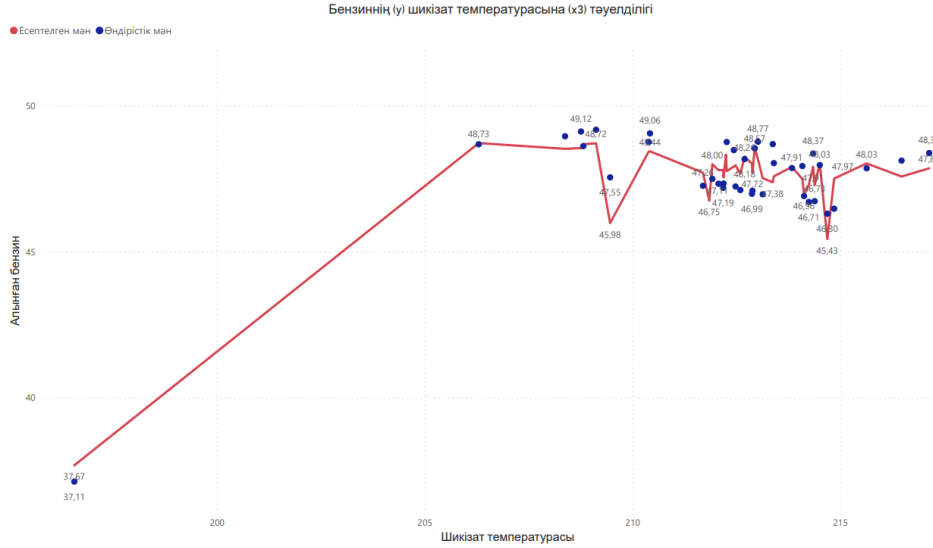
$$\begin{aligned}
 c_0 &= -30.242; & c_1 &= 0.161; & c_2 &= -30.391; \\
 c_3 &= -0.730; & c_4 &= 0.185; & c_5 &= -2.734; & c_6 &= -0.004.
 \end{aligned}$$

Осылайша, бензин шығысының параметрлерге айқын емес тәуелділігін сипаттайтын тендеу келесідей болады:

$$y = -30.342_0 + 0.161x_1 - 30.391x_2 - 0.730x_3 + 0.185x_4 - 2.734x_5 - 0.004x_6 \quad (2)$$

Тұрғызылған модельге сәйкес шикізат шығыны, катализатор, реактор мен регенератордың температурасы, реактордағы қысым сияқты кіріс параметрлеріне өнімнің шығысының (тұрақты бензин) графиктері алынды (2-5-суреттер).

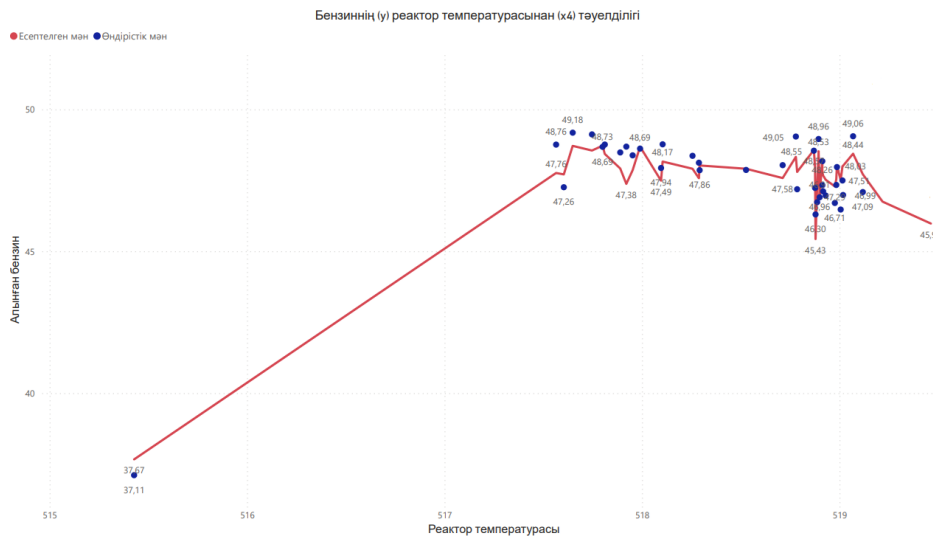
2-суретте бензин шығымының шикізат тығыздығына тәуелділік графигі тұрғызылған. График бензин тығыздығының бензин шығымына кері тәуелділігін көрсетеді.



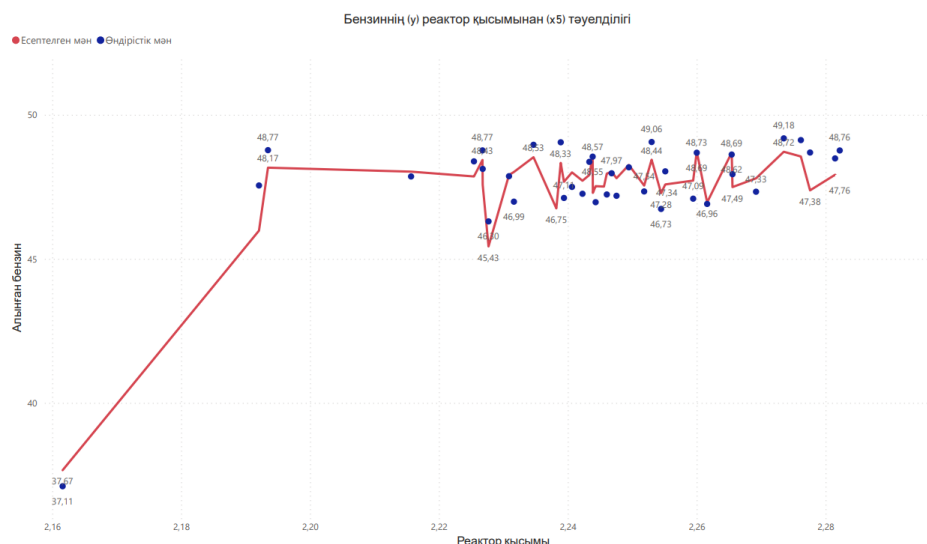
3-сурет. Бензин шығымының шикізат температурасынан тәуелділігі

3-суретте бензин шығымының шикізат температурасынан тәуелділігінің өндірістік және есептелген мәндерінің сәйкестігін көруге болады. Шикізат температурасын суретте көрсетілген мәнге дейін арттыру арқылы бензин шығы-

мын айтарлықтай көбейтуге болады. Сондай-ақ тұрғызылған графиктен модель арқылы есептелген мәнің өндірістік мәндерге жақын болуы модельдің адекваттылығын көрсетеді.



4 - сурет. Бензин шығымының реактор температурасынан тәуелділігі



5-сурет. Бензин шығымының реактордағы қысымнан тәуелділігі

4,5-суреттерде бензин шығымының сәйкесінше реактор температурасы мен қысымынан тәуелділік графигін көруге болады. Каталитикалық крекинг бойынша негізгі процестер реактор бөлігінде жүргізілетіндіктен реактордың параметрлерін есепке алу маңызды. Алынған графиктен өндірістік және есептелген мәннің шамаларының жақындығын байқауға болады.

Сынауға арналған деректер жиынтығындағы модельдің дәлдігін бағалау орташа қалдық қате (MSE) 0.754-ке тең екенін көрсетті. Бұл мән болжанған мәндердің нақты мәндерден ауытқуының рұқсат етілген деңгейін көрсетеді. Детерминация коэффициенті (R2) 0.792-ге тең. R2 мәні модель тәуелді айнымалының 79% вариациясын көрсетеді, бұл көптеген әсер ететін факторлары бар өнеркәсіптік процесс үшін жақсы нәтиже. Регрессия коэффициенттері өнімнің шығуына әсер ететін ең маңызды факторлар мыналар екенін көрсетті:

- реактордың температурасы: температураның жоғарылауы бензин сияқты жеңіл өнімдердің шығуына оң әсер етеді;
- катализатордың сипаттамалары: катализатордың белсенділігі күткенге сәйкес келетін бензин шығымымен тікелей корреляцияны көрсетті.

Регрессия моделі өзін өнімнің шығуын болжаудың сенімді құралы ретінде көрсетті. Алайда,

сызықтық емес тәуелділіктер немесе ескерілмеген айнымалылар арасындағы өзара әрекеттесулер болған кезде оның дәлдігі төмендеуі мүмкін. Болашақта болжамдардың дәлдігін жақсарту үшін гибриді модельдерді қолдануды қарастырылған жөн.

Қорытынды. Бұл жұмыста Python бағдарламалық ортасында сызықтық регрессия әдістерін қолдана отырып, каталитикалық крекинг қондырғысынан өнімнің шығуын анықтау әдісі жасалды және бағаланды. Зерттеу нәтижелері ұсынылған модельдің жоғары дәлдігін көрсетті, бұл оның өнеркәсіптік тәжірибеде қолдану тиімділігін растайды. Регрессия моделін қолдану өнімнің шығымына әсер ететін негізгі технологиялық параметрлерді анықтауға және каталитикалық крекинг процесін оңтайландыруға мүмкіндік берді. Детерминация коэффициентін (R2) және қалдық қателерді талдауды қолдана отырып, модельдің сапасын бағалау болжамды мәндердің нақты деректерге сәйкестігінің жоғары дәрежесін көрсетті. Осылайша, ұсынылған тәсілді мұнай өңдеудегі технологиялық процестерді одан әрі оңтайландыру үшін қолдануға болады, бұл каталитикалық крекинг қондырғыларының өнімділігі мен тиімділігін арттырады. Болашақта болжамдардың дәлдігін жақсарту үшін машиналық оқытудың күрделі әдістерін біріктіруге болады.

Әдебиеттер

-
1. Han I.-S., Chung C.-B. Dynamic modeling and simulation of a fluidized catalytic cracking process. Part II: Property estimation and simulation // Chem. Eng. Sci. -2022. -Vol. 56. -P. 1973-1990. DOI 10.1016/S0009-2509(00)00494-2
 2. Emberru R.E., Patel R., Mujtaba I.M., John Y.M. A Review of Catalyst Modification and Process Factors in the Production of Light Olefins from Direct Crude Oil Catalytic Cracking // Chemical Engineering, Faculty of Engineering & Digital Technologies. -2024. –Vol. 6(11). DOI 10.3390/sci6010011
 3. Palos R., Rodríguez, E., Gutiérrez A., Bilbao J., & Arandes, J. M. Kinetic modeling for the catalytic cracking of tires pyrolysis oil // Fuel. -2022. -Vol. 309. DOI 10.1016/j.fuel.2021.122055
 4. Orazbayev B.B., Shangitova Z.Y., Orazbayeva K.N., Serimbetov B.A., Shagayeva A.B. Studying the Dependence of the Performance Efficiency of a Claus Reactor on Technological Factors with the Quality Evaluation of Sulfur on the Basis of Fuzzy Information //Theor. Found. Chem. Eng., -2020.-Vol. 54. - P. 1235–1241. DOI 10.1134/S0040579520060093
 5. Taşkın H., Kubat C., Uygun Ö., Arslankaya S. FUZZYFCC: Fuzzy logic control of a fluid catalytic cracking unit (FCCU) to improve dynamic performance // Computers & chemical engineering. -2006. - Vol. 30(5). - P. 850-863. DOI 10.1016/j.compchemeng.2005.12.016
 6. Precup R.E., Nguyen A.T., Blažič S. A survey on fuzzy control for mechatronics applications //International Journal of Systems Science.- 2024.- Vol.55(4).-P. 771-813. DOI 10.1080/00207721.2023.2293486
 7. He G., Zhou C., Luo T., Zhou L., Dai Y., Dang, Y., Ji, X. Online optimization of Fluid Catalytic Cracking process via a Hybrid model based on Simplified structure-Oriented Lumping and case-based reasoning // Industrial & Engineering Chemistry Research. -2020.-Vol. 60(1). - P. 412-424. DOI 10.1021/acs.iecr.0c04109
 8. Beatriz Flávia Azevedo, Ana Maria A.C. Rocha, Ana I. Pereira Hybrid approaches to optimization and machine learning methods: a systematic literature review. Machine Learning. -2024. -Vol 113. - P. 4055 - 4097. DOI 10.1007/s10994-023-06467-x
 9. Orazbayev B.B., Kenzhebayeva S.T., Orazbayeva K. N. Development of Mathematical Models and Modelling of Chemical Technological Systems using Fuzzy-Output Systems//Applied Mathematics & Information Sciences -2019. -Vol. 13(4).-P.653-664.DOI 10.18576/amis/130417
 10. Yang F., Xu M., Lei W., Lv J. Artificial intelligence methods applied to catalytic cracking processes//Big Data Mining and Analytics.-2023.-Vol. 6(3).-P. 361-380. DOI 10.26599/BDMA.2023.9020002
 11. Santander V. Kuppuraj, C.A. Harrison, M. Baldea An open source FCC model to support developing and bench-marking process control and operations strategies // Computers & Chemical Engineering. -2022. -Vol. 164. DOI 10.1016/j.compchemeng.2022.107900
 12. Josiah P.N., Otaraku I.J., Evbuomwan B.O. Servo and Regulatory Response of an Industrial Fluid Catalytic Cracking (FCC) Unit under Fuzzy Logic Supervisory Control // Eng. Technol. J. -2023. -Vol.41. -P. 1139-1151. DOI 10.30684/etj.2023.139485.1432
 13. Orazbayev B., Boranbayeva N., Makhatova V., Rzayeva L., Ospanov Y., Kurmashev I., Kurmangaziyeva L. Development and Synthesis of Linguistic Models for Catalytic Cracking Unit in a Fuzzy Environment. Processes. -2024. -Vol. 12(8). DOI 10.3390/pr12081543
 14. Oloruntoba A., Zhang Y., Hsu C.S. State-of-the-Art Review of Fluid Catalytic Cracking (FCC) Catalyst Regeneration Intensification Technologies//Energies.-2022.-Vol.15. DOI 10.3390/en15062061
-

15. Letsch W. Fluid Catalytic Cracking (FCC) in Petroleum Refining. In: Treese, S., Pujadó, P., Jones, D. (eds) Handbook of Petroleum Processing // Springer, Cham. -2015. DOI10.1007/978-3-319-14529-7_2
16. Amblard, B., Singh R., Gbordzoe E., Raynal L. CFD modeling of the coke combustion in an industrial FCC regenerator // Chemical Engineering Science.- 2016. - P. 731- 742. DOI 10.1016/j.ces.2016.12.055
17. Idris M., Burn A. CFD Modelling Gas-Solid Flows in CFB // FCC Riser Reactors: Simulation Using Kinetic Theory of Granular Flow (KTGF) in a Fully Developed Flow Situation. -American institute of chemical engineers, 2008. 1-19
18. Barbosa et.al., A. C., Three-Dimensional Simulation of Catalytic Cracking Reactions in an Industrial Scale Riser Using a 11-lump Kinetic Model. Chem. Eng. Trans. -2013.- 32. -P. 637-642 DOI 10.3303/ACOS1311004
19. Sabzi H.Z. Developing an intelligent expert system for streamflow prediction, integrated in a dynamic decision support system for managing multiple reservoirs: a case study // Expert systems with applications. -2017. -Vol. 82. -№3. -С.145–163. DOI 10.1016/j.eswa.2017.04.039

Авторлар туралы мәліметтер

Боранбаева Н.Б. – докторант, Л.Н.Гумилев атындағы Еуразия Ұлттық университеті, сеньор лектор, Astana IT University, Астана, Қазақстан, e-mail: ades_98@mail.ru;

Оразбаев Б.Б.- профессор, т.ғ.д., Л.Н.Гумилев атындағы Еуразия Ұлттық университеті, Астана, Қазақстан, e-mail: batyr_o@mail.ru;

Рзаева Л.Г.- қауымдастырылған профессор, Astana IT University, Астана, Қазақстан, e-mail: l.rzayeva@astanait.edu.kz;

Қарабаев Ж.А. -PhD, аға оқытушы, М.Әуезов атындағы Оңтүстік Қазақстан университеті, Шымкент, Қазақстан, e-mail: jalal45@mail.ru

Серимбетов Б.А.- техникалық ғылымдар кандидаты, қауымдастырылған профессор, Қ.Құлажанов атындағы Қазақ технология және бизнес университеті ,Астана, Қазақстан, e-mail: sba_rnmc@mail.ru.

Information about the authors

Boranbayeva N.- doctoral student at L. N. Gumilyov Eurasian National University, senior lecturer, Astana IT University, Astana, Kazakhstan, e-mail: ades_98@mail.ru;

Orazbayev B.- Doctor of Technical Sciences, Professor, L.N.Gumilyov Eurasian National University, Astana, Kazakhstan, e-mail: batyr_o@mail.ru;

Rzayeva L.- Associate Professor, Astana IT University, Astana, Kazakhsta, e-mail: l.rzayeva@astanait.edu.kz;

Karabayev Zh.- PhD, senior lecturer, Mukhtar Ayezov South Kazakhstan University, Shymkent, Kazakhstan, e-mail: jalal45@mail.ru.

Serimbetov B.- Candidate of Technical Sciences, associate Professor, K.Kulazhanov Kazakh University of Technology and Business, Astana, Kazakhstan, e-mail: sba_rnmc@mail.ru.