

Факултет Рударско-геолошки

УНИВЕРЗИТЕТ У БЕОГРАДУ

(Број захтева)

Веће научних области техничких наука
(Назив већа научне области коме се захтев
упућује)

(Датум)

ЗАХТЕВ

за давање сагласности на одлуку о прихватању теме докторске дисертације и о одређивању ментора

Молимо да, сходно члану 47. ст. 5. тач. 3. Статута Универзитета у Београду ("Гласник Универзитета", број 186/15-пречишћени текст и 189/16), дате сагласност на одлуку о прихватању теме докторске дисертације:

„Процена ризика отказа дубинских пумпи заснована на моделима машинског учења

и објашњиве аналитике“

(пун назив предложене теме докторске дисертације)

НАУЧНА ОБЛАСТ Рударско инжењерство

ПОДАЦИ О КАНДИДАТУ:

1. Име, име једног од родитеља и презиме кандидата:

Милица (Бранимир) Јешић, маг. инж. рударства

2. Претходно образовање (назив и седиште факултета, студијски програм):

Универзитет у Београду, Рударско-геолошки факултет

Инжењерство нафте и гаса

3. Година завршетка

претходног нивоа студија: 2023.

4. Година уписа на докторске студије:

2023/24.

5. Назив студијског програма
докторских студија:

Рударско инжењерство

ПОДАЦИ О МЕНТОРУ:

Име и презиме ментора: проф. др Милош Танасијевић

Звање: Редовни професор, Рударско-геолошки факултет Универзитета у Београду

Списак радова који квалификују ментора за вођење докторске дисертације:

1. Bugarić Ugljesa, Jovanović Radisa, Tanasijević, Milos, & Đenadić Stevan. (2025). Prediction of technical systems availability using the simulation models based on the AI techniques and statistical methods. A case study: Bucket wheel excavator. RESULTS IN ENGINEERING. **M21a+**; **IF=2,14**
2. Bugarić Ugljesa S, Tanasijević Milos Lj, Djenadić Stevan P, Ignjatović Dragan M, Janković Ivan (2022) Development of the Cost-Based Model for Monitoring the Lifetime of the Earth Moving Machines, MACHINES, vol. 10, br. 11, str. - (Article) **M22**; **IF=2,6**
3. Djenadić Stevan P, Tanasijević Milos Lj, Jovancić Predrag D, Ignjatović Dragan M, Petrović Dejan V, Bugarić Ugljesa S| (2022) Risk Evaluation: Brief Review and Innovation Model Based on Fuzzy Logic and MCDM, MATHEMATICS, vol. 10, br. 5, str. - (Review) **M21**; **IF=2,4**
4. Petrović Dejan V, Tanasijević Milos Lj, Stojadinović Sasa S, Ivaz Jelena S, Stojković Pavle Z (2020) Fuzzy expert analysis of the severity of mining machinery failure, APPLIED SOFT COMPUTING, vol. 94, br. , str. - (Article) **M21**; **IF=6,725**
5. Tanasijević Milos Lj, Jovancić Predrag D, Ivezić Dejan D, Bugarić Ugljesa S, Djurić Radisa| (2019) A Fuzzy-Based Decision Support Model for Effectiveness Evaluation - a Case Study of the Examination of Bulldozers, INTERNATIONAL JOURNAL OF INDUSTRIAL ENGINEERING-THEORY APPLICATIONS AND PRACTICE, vol. 26, br. 6, str. 878-897 (Article) **M23**; **IF=0,460**

Обавештавамо вас да је Наставно-научно веће Рударско-геолошког факултета

(назив надлежног тела факултета)

на седници одржаној _____ размотрило предложену тему и закључило да је тема подобна за израду докторске дисертације јер садржи оригиналну идеју и да је од значаја за развој науке, примену њених резултата, односно развој научне мисли уопште.

ДЕКАН ФАКУЛТЕТА

- Прилог
1. Одлука Наставно-научног већа о прихватању теме и одређивању ментора
 2. Извештај Комисије о оцени научне заснованости теме докторске дисертације

Напомена: Факултет доставља Универзитету захтев са прилозима у електронској форми и у једном писаном примерку за архиву Универзитета

На основу члана 40. Закона о високом образовању, члана 113. Статута Универзитета у Београду - Рударско-геолошког факултета (пречишћен текст) и члана 34. Правилника о докторским студијама на Рударско-геолошком факултету, Наставно-научно веће Рударско-геолошког факултета Универзитета у Београду, на својој седници одржаној 23.04.2026. године, донело је

О Д Л У К У

1. Усваја се извештај Комисије за оцену научне заснованости теме докторске дисертације **Милице Јешић, маг. инж. рударства.**
2. Одобрава се именованој израда докторске дисертације под насловом *„Процена ризика отказа дубинских пумпи заснована на моделима машинског учења и објашњиве аналитике“.*
3. Тема докторске дисертација је оригинална идеја, од значаја за развој науке, примену њених резултата, односно развој научне мисли уопште.
4. За ментора се именује Милош Танасијевић, ред. проф. Универзитета у Београду - Рударско-геолошког факултета.
5. Сагласност на предлог теме докторске дисертације из ове одлуке даје Веће научних области техничких наука.

Д Е К А Н

др Александар Цвјетић, ред. проф.

Достављено:

- Већу научних области техничких наука
- Ментору
- Именованој
- Одељењу за студентска питања

**УНИВЕРЗИТЕТ У БЕОГРАДУ
РУДАРСКО-ГЕОЛОШКИ ФАКУЛТЕТ
НАСТАВНО НАУЧНОМ ВЕЋУ**

Предмет: Научна заснованост теме докторске дисертације кандидаткиње Милице Јешић, мастер инжењера рударства

Одлуком бр. 1/99 Наставно-научног Већа Рударско-геолошког факултета Универзитета у Београду, од 02.03.2026. године, именовани смо за чланове Комисије за оцену научне заснованости теме докторске дисертације кандидаткиње Милице Јешић, мастера инжењера рударства, под насловом: "Унапређење FMEA методологије применом машинског учења и објашњиве вештачке интелигенције (XAI) за процену ризика кварова у нафтној индустрији".

На основу материјала приложеног уз Захтев кандидата, и спроведене одбране предложене теме која је одржана 20.02.2026. године у 10:00 сати на Рударско-геолошком факултету, Комисија подноси следећи:

ИЗВЕШТАЈ

1. Подаци о кандидату

1.1. Општи биографски подаци и образовање

Кандидаткиња **Милица Јешић** рођена је 1995. године у Ужицу, где је завршила основну школу и гимназију. Носилац је Вукове дипломе, проглашена је за ђака генерације града Ужица. Као стипендиста НИС-а дипломирала је на **Универзитету „Горњи“ у Санкт Петербургу – Факултет за нафту и гас** (2019), са **просечном оценом 9,98**. Мастер студије завршила је на **Универзитету у Београду – Рударско-геолошком факултету** (2023), са **просечном оценом 9,4**. Тема мастер рада: Поузданост и одржавање постројења за бушења и експлоатацију нафте и гаса.

Професионално искуство у домену производње нафте и гаса је стицала у НТЦ НИС Нафтагас (Нови Сад) у периоду од 2019. године. Напредовала је од **млађег инжењера производње**, преко **специјалисте/главног специјалисте за аналитику**, до **менаџера за технологију производње, позиције на којој се тренутно налази**. Област њеног стручног интересовања обухвата SRP/ESP/PCP системе, интегрисано моделовање (PROSPER, PIPESIM, GAP/RESOLVE), SCADA аналитику, процену ризика и оптимизацију производних процеса, примену машинско учења на производне задатке и др. Завршила је више релевантних програма обуке: Lean Six Sigma (Yellow Belt), Геолошко моделовање у Petrel-у, (основни/напр.), Обуке моделовања у IPM, Certified ScrumMaster, Applied Data Science Lab (WQU).

Кандидаткиња има више струковних награда (I места и специјална признања у 2021–2022, укључујући награде НИС-а и Гаспром њефта), што указује на посвећеност стручном раду и професионалном развоју.

1.2. Стечено научно-истраживачко искуство, подаци о претходном школовању кандидата и о оствареним ЕСПБ бодовима на докторским студијама

Током докторских академских студија кандидаткиња је до сада положила 14 од 18 предмета, остварила 150 од 180 ЕСПБ бодова, са просечном оценом 9,86.

Бр.	Назив	ЕСПБ	Оцена
1.	Диференцијалне једначине и Нумеричка анализа	10	10 (100)
2.	Одабрана поглавља из вероватноће и статистике	10	10 (95)
3.	Сигурност функционисања техничких система	10	10 (100)
4.	Мониторинг опреме	10	10 (100)
5.	Управљање имовином	10	10 (98)
6.	Продужетак животног века рударских машина	10	10 (100)
7.	Одабрана поглавља из експлоатације нафте и гаса	10	10 (98)
8.	Одабрана поглавља из припреме и транспорта нафте и гаса	10	10 (94)
9.	Научно-истраживачки рад 1	5	10 (92)
10.	Израда докторске дисертације 1	10	8 (80)
11.	Израда докторске дисертације 2	10	10 (95)
12.	Израда докторске дисертације 3	10	10 (100)
13.	Израда докторске дисертације 4	10	10 (100)
14.	Израда докторске дисертације 5	25	10 (100)

1.3. Релевантни радови и резултати

Кандидаткиња је до сада публиковала шест радова у домаћим и међународним часописима категорија М23 и М51, који се баве проблематиком појаве хидрата у гасним бушотинама, инфраструктурним моделирањем (Aspen HYSYS vs GAP), CO₂ за ињекцију-ињектирање и др.

1. Петровић, М.; Мартиновић, Б.; Јешић, М.; Црногорац, М. (2023). "Double traveling valve increases rod-pump efficiency". Oil & Gas Journal (M51).
2. Јешић, М.; Мартиновић, Б.; Станчић, С.; Црногорац, М.; Даниловић, Д. (2023). "Mitigating hydrate formation in onshore gas wells: A case study on optimization techniques and prevention". Подземни радови, 2(43), 43–70 (M51).
3. Марковић, Ј.; Мартиновић, Б.; Зорић, Н.; Јешић, М.; Црногорац, М.; Даниловић, Д. (2025). "COMPARATIVE ANALYSIS OF SURFACE INFRASTRUCTURE MODELS FOR AN OIL FIELD IN THE PANNONIAN BASIN: EVALUATION OF ASPEN HYSYS AND GAP SOFTWARE" Подземни радови 46, 41-66 (M51).
4. Ал-Џебури, И.; Милићевић, Д.; Мартиновић, Б.; Јешић, М. (2023). "Evaluation of immiscible CO₂ injection in high water production reservoir in the Pannonian basin". Подземни радови, 42, 1–18 (M51).
5. Јешић, М. (2018). "Выявление прямолинейных неоднородностей методом камерального гидропрослушивания на примере месторождения Паннонского бассейна" [Идентификација праволинијских нехомогености методом камералне хидродинамичке пробе на примеру

лежишта Панонског басена]. Проблемы разработки месторождений углеводородных и рудных полезных ископаемых, 1, 139–142 (M33).

6. Јешић, М. (2017). "РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ НЕЙМАНА УРАВНЕНИЯ ТЕПЛОПРОВОДНОСТИ В ТАБЛИЧНОМ ПРОЦЕССОРЕ MICROSOFT EXCEL" [Решавање Neumann-овог проблема за једначину проводности топлоте у Microsoft Excel-у]. Новые информационные технологии в научных исследованиях. (M33).
- **Патент/регистрација софтвера (2018):** Програм за избор подземне опреме у нафтним и гасним бушотинама. *Регистровано код агенције за интелектуалну својину Руске Федерације No2018613155.*

1.4. Оцена подобности кандидата

Приказани подаци показују да кандидаткиња поседује изразито снажну доменску експертизу у области производног инжењерства нафте и гаса, са практичним искуством у раду дубинских пумпи (SRP/ESP/PCP), интегрисаном моделовању бушотина и површинске инфраструктуре, као и примени SCADA аналитике. Поред тога, остварила је значајне резултате у оквиру водеће компаније из домена експлоатације нафте и гаса, што потврђује њену способност да решава комплексне техничко-технолошке задатке у конкурентном индустријском окружењу. Кандидаткиња има објављене научне и стручне радове, као и регистрован софтвер/патент, што указује на рани научно-истраживачки развој и оријентацију ка иновацијама. Уз више од шест година релевантног професионалног искуства и више стручних награда, јасно демонстрира спој доменског инжењерског знања и савремених аналитичких компетенција. Додатно, усмерено образовање и практично познавање метода машинског учења и објашњиве вештачке интелигенције (ML/XAI) представљају снажну основу за реализацију предложене теме.

На основу свих доступних информација, може се закључити да је кандидаткиња у потпуности подобна за рад на предложеној теми докторске дисертације, како са становишта научне компетентности, тако и са становишта практичне примењивости истраживања.

2. Предмет и циљ истраживања

Предмет овог истраживања је развој динамичког, подацима вођеног модела за процену ризика услед отказа дубинских пумпи са клипним шипкама (SRP), са циљем превазилажења ограничења класичне FMEA/RPN методологије и унапређења приоритизације одржавања.

2.1. Предмет истраживања

Предмет истраживања је развој модела **за процену ризика услед отказа дубинских пумпи** са клипним шипкама (SRP), са циљем превазилажења ограничења класичне инжењерске праксе засноване на методологији FMEA/RPN. Ограничења традиционалне FMEA анализе огледају се у више кључних методолошких недостатака:

(i) Статички карактер методе – FMEA представља снимак стања у одређеном тренутку и не узима у обзир динамичке промене у раду система, старење опреме и варијације оперативних услова. Није погодна за континуирано ажурирање процене ризика на основу нових података.

(ii) Субјективност експертских оцена – вредности параметара озбиљности (Severity), учесталости (Occurrence) и могућности детекције (Detection) дефинишу се на основу

експертске процене, што уводи варијабилност и потенцијалну недоследност између различитих тимова или временских периода.

(iii) Математичка недоследност RPN индекса – у класичном приступу RPN се добија као производ три ординалне величине ($S \times O \times D$). Међутим, ординалне скале не поседују својства кардиналних величина, те њихово множење нема строго математичко утемељење. Ово може довести до ситуација у којима различите комбинације параметара дају исту вредност RPN индекса, иако имају суштински различит ниво ризика.

(iv) Проблем рангирања и “rank reversal” ефекта – због структуре RPN индекса, могуће је да догађаји са различитим профилима ризика добију исту вредност или да промене у једном параметру доведу до нелогичних промена у рангу ризика, што умањује поузданост доношења одлука.

Као последица наведених ограничења, класични RPN приступ често не обезбеђује поуздану идентификацију критичних отказа, што може довести до неадекватне приоритизације активности одржавања и повећаног ризика у експлоатацији. Ови недостаци представљају кључну мотивацију за примену подацима вођених и математички конзистентнијих приступа процени ризика.

Истраживање се ослања на **реалну индустријску базу података која укључује 216 историјских отказа SRP система**, при чему је за сваки догађај дефинисана **експертски верификована ординална категорија ризика (1–5)** која представља референтну класификацију за моделовање. Ова класификација је формирана на основу консензуса доменских експерата и интегрише кључне аспекте последица отказа, укључујући трошкове ремонта, трајање застоја и утицај на производњу. Имајући у виду да у инжењерској пракси не постоји директно мерљива „апсолутна“ вредност ризика, овако дефинисана експертска оцена представља најпоузданију доступну апроксимацију стварног нивоа ризика и стога се користи као референтна основа за обуку и валидацију модела (“златни стандард”). Полазна идеја истраживања је да **ординални карактер ризика** захтева примену одговарајућих метода машинског учења — пре свега **Ordinal Regression** приступа — као и употребу техника **објашњиве вештачке интелигенције (XAI)**, нарочито SHAP анализе, ради обезбеђивања транспарентног, инжењерски проверљивог процеса одлучивања и одређивања **конкретних оперативних прагова ризика**.

Техничка основа проблема произилази из природе експлоатације нафте. Иако се процес производње иницијално ослања на еруптивну (природну) енергију лежишта, пад пластичног притиска са временом неминовно доводи до потребе за **механичким методама вештачког подизања (Artificial Lift)**. На глобалном нивоу, **SRP системи представљају најраспрострањенију технологију**, због своје робустности, поузданости и могућности рада у широком спектру услова. Ипак, услед старења опреме, абразивних флуида, варијабилности оптерећења и сложених подземних услова, ови системи су подложни бројним типовима отказа. Поред директних трошкова ремонтних радова, откази узрокују и значајне **индиректне трошкове услед застоја у производњи**.

Савремени дигитални трендови, раст обима оперативних података и развој аналитичких метода стварају предуслове за примену **машинског учења (ML)** у процени ризика, али индустријска примена је често ограничена због феномена “црне кутије” — недостатка обзнањене логике одлука модела. Због тога је неопходан **хибридни приступ** који комбинује

доменско знање, интерпретабилне ML моделе и напредне XAI технике како би се обезбедила и **висока тачност** и **потпуна транспарентност**.

Истраживање ће се реализовати кроз следеће кораке:

1. **Анализа литературе и теоријских основа:** детаљан преглед рада SRP система и критичка анализа ограничења традиционалних FMEA/RPN метода.
2. **Формирање и припрема базе података:** прикупљање историјских података о отказима, оперативним параметрима, пост-мортем дефектажама, трошковима ремонта и застоја.
3. **Формализација референтне експертске класификације ризика:** структурисање ординалне категоризације ризика (1–5) кроз интеграцију техничких, економских и временских последица отказа, на основу консензуса доменских експерата, ради њене примене у обуци и валидацији модела машинског учења.
4. **Квантитативна компарација RPN метода и експертске процене** ради доказивања потребе за савременијим моделима.
5. **Развој модела** машинског учења (Gradient Boosting, XGBoost, Random Forest) ради идентификације најуниверзалнијег алгорита за предикцију ризика.
6. **Примена XAI:** примена SHAP (SHapley Additive exPlanations) анализе и анализе осетљивости ради објашњења логике модела и извођења **критичних прагова** за параметре ризика. SHAP метода, заснована на Shapley вредностима из теорије игара, омогућава квантификацију доприноса сваког улазног параметра појединачној предикцији (локално тумачење), као и процену њиховог укупног утицаја на модел (глобално тумачење).
7. **Развој оквира „Data-Driven FMEA“:** синтеза резултата у динамички, интерпретабилни систем извештавања који инжењерима пружа и **предикцију ризика, и објашњење разлога**, уз наглашавање оперативних препорука.

Спровођењем наведених корака биће омогућена верификација постављених хипотеза и формулисање коначног модела погодног за примену у реалним условима рада SRP система, са нагласком на повећање поузданости опреме и смањење трошкова производње.

2.2. Циљеви истраживања

Основни циљ овог истраживања јесте да се превазиђу ограничења традиционалних метода процене ризика отказа у нафтној индустрији – пре свега **класичне FMEA/RPN методологије**, која је статичка, субјективна и често непоуздана у детекцији критичних отказа. Истраживање има за циљ да научно верификује прелаз са **субјективног, административног приступа на објективан, динамички модел, заснован на емпиријским подацима а који користи** методе машинског учења и технике објашњиве вештачке интелигенције.

У том контексту, постављају се следећи специфични циљеви:

1. **Научно верификовати прелаз са статичне FMEA/RPN анализе на динамички, интерпретабилни модел машинског учења**, заснован на реалним оперативним и пост-мортем подацима.
2. **Развити ординални модел процене ризика (Ordinal Regression)** који минимизује могућност **потцењивања високоризичних отказа**, што представља кључни безбедносни захтев у нафтној индустрији.

3. **Квантификовати конкретне оперативне прагове ризика**, као што су критичне вредности трошкова ремонта или минимално време до отказа (time-to-failure), и интегрисати их у практичан систем раног упозоравања.
4. **Интегрисати добијене резултате у оквир „Data-Driven FMEA“**, који инжењерима омогућава не само добијање предикције ризика, већ и разумевање *зашто* је ризик висок, кроз транспарентна XAI објашњења и дефинисане алармне прагове.
5. **Обезбедити индустријску примењивост модела**, задржавајући у свакој фази методолошку транспарентност, физичку интерпретабилност и усклађеност са познатом понашањем SRP система.

Као очекивани резултати овог истраживања предвиђају се:

- **Развој верификованог предиктивног модела високе тачности**, способног да поуздано реплицира експертску процену ризика у условима реалних производних операција.
- **Квантитативно доказивање непоузданости традиционалног RPN-а**, уз јасно демонстриране случајеве потцењивања критичних отказа.
- **Потпуно отварање „црне кутије“ ML модела** применом SHAP анализе, што обезбеђује јасно разумевање утицаја сваког параметра (нпр. цена ремонта, време до отказа) на коначну одлуку.
- **Дефинисање конкретних, мерљивих прагова ризика**, који могу послужити инжењерима као директни алармни сигнали за превентивне интервенције.
- **Формулисање оквира за Data-Driven FMEA**, као новог система извештавања заснованог на подацима и тумачењу, који доприноси смањењу трошкова, повећању поузданости и рационализацији одржавања SRP система.

2.3. Осврт на литературу

Класична FMEA и RPN су широко коришћени у индустрији, али трпе методолошке слабости (ординалне скале, ранк реверзал, субјективност). Савремени радови уводе MCDM (АНР, VIKOR/TOPSIS, fuzzy), али остају **статички и експертски зависни**. У домену SRP и одржавања, **ML (SVM, ANN, ensemble)** показује потенцијал за **дијагнозу модова отказа**, али не за холистичку процену ординалних ризика. Повећава се значај **објашњивих** модела (XAI, SHAP) и динамичке процене ризика. Предложени рад синтетиче ове правце у XAI поткрепљен, праг оријентисан оквир.

Литература о експлоатацији нафте и SRP система пружа основе за разумевање физичких принципа, конструктивних карактеристика и механизма отказа. Обухвата анализу производних процеса, поузданости опреме и утицаја оперативних услова, што омогућава идентификацију релевантних параметара за моделовање ризика. Радови о одржавању, FMEA и процени ризика описују основне параметре (Severity, Occurrence, Detection) и формирање RPN индекса. Савремени приступи користе MCDM и fuzzy логику да смање субјективност, али већина остаје статична, што указује на потребу за динамичким, подацима вођеним моделима – полазном основом овог истраживања. Литература о машинском учењу и вештачкој интелигенцији пружа основе за моделирање сложених система и процену ризика, са посебним значајем за објашњиве методе (XAI) које омогућавају тумачење одлука модела, идентификацију критичних параметара и формирање прагова ризика.

А. Литература о експлоатацији нафте и дубинских пумпи

1. Takacs, G. (2015). *Sucker-Rod Pumping Handbook: Production Engineering Fundamentals and Long-Stroke Rod Pumping*. Oxford, UK: Gulf Professional Publishing.
2. Bommer, P.M., & Podio, A.L. (2015). *The Beam Lift Handbook*. Austin, TX: The University of Texas at Austin, Petroleum Extension Service.
3. Beggs, H.D. (2003). *Production Optimization Using Nodal Analysis*. Tulsa, OK: OGCI and Petroskills.
4. Economides, M.J., Hill, A.D., & Ehlig-Economides, C. (1994). *Petroleum Production Systems*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall.
5. Lea, J.F., & Nickens, H.V. (2004). Artificial Lift. *Journal of Petroleum Technology*, 56(4), 41–50.
6. Zelić, M., & Čikeš, M. (2006). *Tehnologija proizvodnje nafte dubinskim crpkama*. Zagreb: Sveučilište u Zagrebu, Rudarsko-geološko-naftni fakultet.
7. Soleša, M. (2003). *Eksploatacija nafte mehaničkim metodama*. Novi Sad: NIS-Naftagas.
8. Clegg, J.D., Bucaram, S.M., & Hein, N.W. (1993). *Recommendations and Comparisons for Sucker-Rod Pumping Systems*. Richardson, TX: Society of Petroleum Engineers.
9. Bai, Y., & Bai, Q. (2012). *Subsea Engineering Handbook*. Waltham, MA: Gulf Professional Publishing.

Б. Литература о одржавању, FMEA и процени ризика

10. Stamatis, D.H. (2003). *Failure Mode and Effect Analysis: FMEA from Theory to Execution*. Milwaukee, WI: ASQ Quality Press.
11. Carlson, C.S. (2012). *Effective FMEAs: For Design, Tooling and Other General Applications*. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons.
12. AIAG (Automotive Industry Action Group). (2017). *FMEA Handbook*. Southfield, MI: AIAG.
13. SAE International. (2021). *J1739: Potential Failure Mode and Effects Analysis (FMEA) including Failure Mode and Effects Analysis for Monitoring and System Response (FMEA-MSR)*. SAE International.
14. ISO 31000:2018. (2018). *Risk management – Guidelines*. Geneva: International Organization for Standardization.
15. Moubray, J. (1997). *Reliability-centered Maintenance* (2nd ed.). New York: Industrial Press Inc.
16. Liu, H.-C., Liu, L., & Liu, N. (2013). Risk evaluation in failure mode and effects analysis with extended VIKOR method under fuzzy environment. *Expert Systems with Applications*, 40, 2199–2208. doi:10.1016/j.eswa.2012.10.028
17. Pillay, A., & Wang, J. (2003). Modified failure mode and effects analysis using approximate reasoning. *Reliability Engineering & System Safety*, 79, 69–85. doi:10.1016/S0951-8320(02)00179-5
18. Shahri, M.F., Jahromi, A.E., & Houshmand, M. (2011). Risk assessment of oil and gas plants using a fuzzy FMEA approach. *International Journal of Industrial and Systems Engineering*, 9, 328-348.
19. Petrovskiy, E.A., Buryukin, F.A., Bukhtiyarov, V.V., Savich, I.V., & Gagina, M.V. (2015). The FMEA-Risk Analysis of Oil and Gas Process Facilities with Hazard Assessment Based on Fuzzy Logic. *Modern Applied Science*, 9(5), 25-32. doi:10.5539/mas.v9n5p25
20. Xiao, W., Liu, C., Li, G., & Liu, J. (2023). Reliability Analysis of Subsea Control System Using FMEA and FFTA. *Research Square*. doi:10.21203/rs.3.rs-2984143/v1
21. Oluwatoyin, S.K., Hashim, F.M., & Hussin, H.B. (2014). Failure Mode and Effect Analysis of Subsea Multiphase Pump Equipment. *MATEC Web of Conferences*, 13, 05001. doi:10.1051/mateconf/20141305001
22. Samuel, T.C., Akinsanya, I., & Omotosho, M.N. (2017). Failure Mode and Effect Analysis (FMEA) of the Sealing Section of a Multi-stage Submersible Pump. *Petroleum & Coal*, 59(1), 22-29.
23. Zhang, X., Wei, R., Wu, Z., Dong, L., & Liu, H. (2023). Risk Assessment and Reliability Analysis of Oil Pump Unit Based on D-S Evidence Theory. *Energies*, 16(13), 4887. doi:10.3390/en16134887
24. Djenadic, S., Tanasijevic, M., Jovancic, P., ... Petrovic, D., Bugarcic, U. (2022) Risk Evaluation: Brief Review and Innovation Model Based on Fuzzy Logic and MCDM *Mathematics*,10(5), 811

В. Литература о машинском учењу и вештачкој интелигенцији

25. Gholinejad, M., Lall, P., & Wang, G. (2021). A comprehensive review of artificial lift systems optimization and intelligent control based on data-driven approaches. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 200, 108398. doi:10.1016/j.petrol.2020.108398

26. Mohammadi, M., Bahmanyar, R., & Yazdi, M.R.S. (2021). A data-driven approach for sucker rod pump failure prediction based on deep learning. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 205, 108882. doi:10.1016/j.petrol.2021.108882
27. Mohammad, A., et al. (2023). Remaining Useful Life Prediction of Centrifugal Pumps Using Machine Learning: A Comparative Study. *Machines*, 11(1), 106. doi:10.3390/machines11010106
28. Chang, J., et al. (2023). Condition Monitoring and Fault Diagnosis of Submersible Pumps Based on Vibration and Current Signals. *Sensors*, 23(17), 7443. doi:10.3390/s23177443
29. Rudin, C. (2019). Stop explaining black box machine learning models for high-stakes decisions and use interpretable models instead. *Nature Machine Intelligence*, 1, 206–215. doi:10.1038/s42256-019-0048-x
30. Adadi, A., & Berrada, M. (2018). Peeking Inside the Black-Box: A Survey on Explainable Artificial Intelligence (XAI). *IEEE Access*, 6, 52138–52160. doi:10.1109/ACCESS.2018.2870052
31. Lundberg, S.M., & Lee, S.-I. (2017). A Unified Approach to Interpreting Model Predictions. In *Advances in Neural Information Processing Systems 30*.
32. Molnar, C. (2020). *Interpretable Machine Learning: A Guide for Making Black Box Models Explainable*.
33. Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. In *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*.
34. Breiman, L. (2001). Random Forests. *Machine Learning*, 45, 5–32.
35. Friedman, J.H. (2001). Greedy Function Approximation: A Gradient Boosting Machine. *Annals of Statistics*, 29, 1189–1232.
36. Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction*. New York: Springer.
37. Zhao, L., Wang, L., & Zhang, B. (2019). A Novel Fault Diagnosis Method for Sucker Rod Pumping Systems Based on Deep Learning and Transfer Learning. *IEEE Access*, 7, 76115–76124.
38. El-Sebakhy, E.A., Al-Ghamdi, A., Zedan, H., & Abraham, A. (2012). A Neuro-computing model for predicting the likelihood of failure in sucker-rod pumps. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 25, 1250–1256.
39. Gao, P., Liu, Y., & Wang, J. (2017). Fault Diagnosis of Sucker Rod Pump Based on Support Vector Machine and Wavelet Packet Transform. *Shock and Vibration*, 2017, 8624209.
40. Bugarić, U., Jovanović, R., Tanasijević, M., Djenadić, S. (2025) Prediction of technical systems availability using the simulation models based on the AI techniques and statistical methods. A case study: Bucket wheel excavator, *Results in Engineering*, 27, 106692
41. Martinović, B.; Bijanić, M.; Danilović, D.; Petrović, A.; Delibasić, B. Unveiling Deep Learning Insights: A Specialized Analysis of Sucker Rod Pump Dynamographs, Emphasizing Visualizations and Human Insight. *Mathematics* 2024, 12, 747.

3. Полазне хипотезе

Истраживачки рад у оквиру ове докторске дисертације заснован је на следећим хипотезама:

- **X1:** Претпоставља се да традиционалне методе процене ризика (FMEA), засноване на израчунавању Броја приоритета ризика (RPN), не показују задовољавајући ниво сагласности са стварном, експертском проценом ризика. Узрок томе лежи у субјективности и линеарном третирању ординалних фактора ризика. Очекује се да модели машинског учења, нарочито ансамбл методе, које комбинују више предиктивних метода, као што је Gradient Boosting, могу постићи статистички значајно већи ниво тачности и усклађености у предикцији категорија ризика.
- **X2:** Очекивано је да фактори који квантитативно описују последице отказа (трошак ремонта, трајање застоја) и историјску поузданост опреме (време до отказа) имају већу предиктивну моћ у одређивању категорије ризика у односу на тренутне оперативне параметре (нпр. проток или проценат воде), које конвенционалне методе често третирају недовољно адекватно.

- **X3:** Применом техника објашњиве вештачке интелигенције (XAI), пре свега SHAP методе и анализе осетљивости, могуће је превазићи проблем „црне кутије“ сложених ML алгоритама. На овај начин обезбеђује се транспарентан увид у логику одлучивања модела и омогућава идентификација кључних граничних вредности (прагова) параметара ризика.
- **X4:** Интеграцијом високо прецизног предиктивног модела и начина за његово тумачење могуће је дефинисати нови оквир за „**Data-Driven FMEA**“, којим се традиционална, статичка и административна процена ризика трансформише у динамички, подацима вођен алат за проактивно управљање одржавањем и подршку доношењу инжењерских одлука.

4. Научне методе истраживања

У циљу реализације постављених задатака и верификације хипотеза, у докторској дисертацији биће примењене следеће научне методе:

1. Метода анализе садржаја и синтезе

Биће извршено систематско и критичко проучавање научне и стручне литературе која се односи на:

- рад и отказе SRP система,
- ограничења традиционалних метода процене ризика (FMEA/RPN),
- савремене приступе машинског учења у домену предиктивног одржавања,
- технике објашњиве вештачке интелигенције (XAI).

Ова анализа представља теоријски основ за дефинисање проблема и избор методолошког приступа.

2. Метода прикупљања и обраде података (Data Mining)

Формираће се јединствена база података која садржи **216 реалних случајева отказа** на производним бушотинама.

Метод обухвата:

- прикупљање оперативних параметара, сервисних извештаја, пост-мортем дефектажа и података о трошковима/застојима,
- чишћење и стандардизацију података,
- трансформацију текстуалних извештаја у структуриране атрибуте путем **инжењеринга карактеристика (Feature Engineering)**, ради њихове употребљивости у ML моделима.

3. Метода експертске евалуације (Ground Truth)

За сваки случај отказа биће формирана јединствена, холистичка **ординална категорија ризика (1-5)**, дефинисана путем консензуса групе доменских експерата.

Категорија интегрише:

- последице отказа,
- трошкове ремонта,
- трајање застоја,
- време до отказа као ргоху параметар учесталости,
- могућност детектовања.

Ова категорија представља „златни стандард“ за обуку и верификацију модела.

4. Статистичка метода компарације

Циљ је квантитативно поређење резултата класичног и унапређеног RPN модела са експертском оценом. Применом статистичких метрика као што су: **Cohen's Kappa**, **тачност (Accuracy)**, **конфузионе матрице**, биће утврђен ниво сагласности и поузданости традиционалних приступа.

5. Експериментална метода моделовања (машинско учење)

Биће развијени и тестирани различити модели машинског учења:

- линеарни модел (Логистичка регресија – baseline),
- ансамбл методе: Random Forest, Gradient Boosting, XGBoost.

Примениће се:

- **5-fold cross-validation**,
- **GridSearchCV** за оптимизацију хиперпараметара, ради избора модела са најбољим предиктивним перформансама.

6. Ординално моделирање ризика (Ordinal Regression)

Уместо класичне номиналне класификације, примениће се **ординална регресија**, која моделује: (i) континуални ризични скор, (ii) затим дефинише прагове за дискретне категорије ризика.

Фокус је на: (i) **минимизовању потцењивања високоризичних отказа** (underestimation високих категорија), (ii) **обезбеђивању конзервативног профила грешака**, што је од пресудне важности у безбедносно критичним системима.

7. Метода интерпретације и визуелизације (XAI)

Биће примењене савремене технике објашњиве вештачке интелигенције: (i) **SHAP (TreeSHAP)** за глобално и локално тумачење доприноса атрибута, (ii) **анализа осетљивости (OFAT – One-Factor-At-a-Time)** за издвајање оперативних прагова (нпр. трошак ремонта, време до отказа). Циљ је да се омогући транспарентна интерпретација модела и дефинисање практичних инжењерских смерница.

8. Планирана статистичка ојачања

Ради јачања научне робусности: (i) спровешће се **bootstrap анализа стабилности прагова** (≥ 100 итерација), (ii) израчунаће се **интервали поузданости (CI)** за MAE и κ , (iii) размотриће се употреба **ordinal-specific loss функција** или **cost-sensitive пенализације**, као формалног механизма за умањење ризика опасних погрешних класификација.

5. Очекивани научни допринос

Научни допринос се своди на више облика који се могу селектовати на методолошке, емпиријске, примењене и теоријске. На овај начин очекује се видљив допринос у системским наукама, инжењерству одржавања техничких система и управљању процесима експлоатације нафте и гаса.

- **Методолошки:** транзиција са **номиналне класификације** на **ординални оквир** са XAI, што даје **структурно безбеднији** профил грешака (конзервативан bias), и у пракси решава проблем потцењивања високог ризика.

- **Емпиријски:** квантификација **оперативних прагова** (нпр. трошак ремонта $\approx 7,86$ милиона РСД \rightarrow критична зона; стабилизација поузданости ≈ 130 дана), што директно унапређује праксу **рано упозоравајућих** сигнала.
- **Примењени (инжењерски):** дефинисање **Data-Driven FMEA** извештаја (ризик + образложење + прагови + „следећи кораци“) као алата за **проактивно одржавање** и **оперативно планирање**.
- **Теоријско-методолошка валоризација:** статистичка верификација **ограничења RPN** (ниска k ; конфузије у високим класама), аргумент за модернизацију стандардне праксе у одржавању.

6. План истраживања и структура рада

Кандидаткиња је у складу са циљем истраживања и приказаним научним методама предвидела више фаза истраживачког рада које синтезно чине план истраживања, односно структуру и садржај дисертације.

6.1. План истраживања

1. **Преглед литературе** (SRP; FMEA/RPN; ML/XAI; ординална регресија; динамичка процена ризика).
2. **Формирање и пречишћавање базе** (216 отказа; верификација ground truth; опис статистика, дисбаланс класа).
3. **Квантитативна валидација RPN** (класични/унапређени) vs. експертска оцена (k , матрице, анализа underestimation-a).
4. **Компаративни ML експерименти** (логистичка, RF, GBM, XGB; 5-fold CV; избор базног модела).
5. **Ординално моделирање и процена** (метрике: k , Ассигасу, MAE, профил грешака по класама; безбедносна анализа).
6. **XAI и осетљивост** (SHAP глобално/локално; OFAT; извођење прагова; верификација доменском логиком).
7. **Интеграција у Data-Driven FMEA** (дизајн извештаја; примери случајева/алерт логика).
8. **Статистичка робусност (планирано):** bootstrap прагова; CI за MAE/ k ; анализа стабилности на подскуповима.
9. **Дискусија, ограничења и будући рад** (географско проширење скупа; интеграција са real-time SCADA; прескриптивни модули).

6.2. Предлог структуре поглавља

1. Увод и мотивација
2. Техничка позадина SRP и FMEA
3. Преглед релевантне литературе
4. Материјал и методе (скуп података; ground truth; метрике; ML/OR/XAI)
5. Резултати и дискусија (RPN vs експерти; ML компарација; OR перформансе; XAI; прагови)
6. Data-Driven FMEA: предложени оквир и примена
7. Ограничења, валидација робусности, будући рад
8. Закључак

Закључак и предлог

На основу података приказаних у овом Извештају, комисија закључује следеће:

1. Кандидаткиња Милица Јешић, маг. инж. рударства испуњава све услове предвиђене Законом о високом образовању за одобрење израде предметне докторске дисертације.
2. Предложена тема под насловом: “Унапређење FMEA методологије применом машинског учења и објашњиве вештачке интелигенције (XAI) за процену ризика кварова у нафтној индустрији“ веома је **иновативна, актуелна и научно оправдана**. Резултати који се очекују приликом израде дисертације имали би значајан научни и практични допринос.
Комисија прелаже да се наслов теме промени и да гласи: **“Процена ризика отказа дубинских пумпи заснована на моделима машинског учења и објашњиве аналитике”**. Предложена тема докторске дисертације припада научној области Рударско инжењерство, односно ужој научној области Елементи машинских и енергетских система, за коју је матичан Рударско-геолошки факултет Универзитета у Београду.
3. За ментора се предлаже проф. др Милош Танасијевић, редовни професор Рударско-геолошког факултета Универзитета у Београду.

У Београду 20.03.2026.

Чланови Комисије:

др Милош Танасијевић, ред. проф.
Универзитет у Београду – Рударско-геолошки факултет

др Дејан Ивезић, ред. проф.
Универзитет у Београду – Рударско-геолошки факултет

др Филип Милетић, доцент
Универзитет у Београду – Рударско-геолошки факултет

др Мирослав Црногорац, доцент
Универзитет у Београду – Рударско-геолошки факултет

др Угљеша Бугарић, ред. проф.
Универзитет у Београду – Машински факултет