

以下の論文は、ChatGPT をカスタマイズした「技術士二次試験三上塾 AI 論文作成ツール」
<https://suninfo.co.jp/g2gpt/>
が作成した「概要論文」なので、一般的な合格論文と異なります。

勉強の進め方としては、以下の資料を元に論文の方向性を掴みつつ、概要表や出典などを参考
に以下の概要論文を修正すると短時間で効率的な勉強ができます。以下の出典の URL を
クリックしてもサイトが表示されない場合は、出典名をネット検索してください。

以下の論文では、観点と課題を章の最初に書いていますが、課題などを最後に書きたい場合
は、テンプレート（プロンプト）を変更すれば最後に書くことが可能です。

設問は以下のサイトをご覧ください。

https://www.engineer.or.jp/c_categories/index02022.html

=====

以下では、令和8年度の選択科目Ⅲが評価する「問題解決能力・課題遂行能力」と、選択
科目Ⅲ論文作成マニュアルの考え方を軸に整理します。選択科目Ⅲでは、複合的な問題を
把握し、多様な視点から技術課題を抽出して、問題解決の手法と遂行方策を論理的・合理
的に説明する能力が問われます。 マニュアルでも「具体的な事例→観点・技術課題→最
重要課題→解決方法→リスク→対策」という流れが重視されています。

1. 設問のテーマの社会目的

この設問の社会目的は、

**「原子力発電所の安全性・信頼性を大前提として、AIによって運転・保全を高度化し、高
経年化する既設軽水炉を安全かつ効率的に最大限活用すること」**

です。

単なる「AI 導入による省人化」が目的ではありません。

既設炉では、高経年化への対応とともに、安全性を確保した設備利用率向上、運転中保全
等の高度化が政策的にも重要になっています。資源エネルギー庁も、既設炉の最大限活用
について「安全性確保を大前提」とした設備利用率向上や運転中保全の導入拡大を掲げて
います。[\(エネチョウ\)](#)

したがって、論文全体を貫く軸は、

安全性向上 → 設備信頼性向上 → 計画外停止低減 → 設備利用率向上

とするとまとまりやすくなります。

2. 出題者の意図

この問題では、「AI について知っていますか」ではなく、

原子力という安全重要分野に AI を導入するとき、技術士として何を問題と捉え、どう安全に実装するか

を問うています。

特に確認したい能力は次の 4 点です。

1. AI の具体的な適用場面を描けるか
2. AI 導入上の問題を、多面的な観点から「技術課題」に変換できるか
3. 最重要課題を選び、原子力・AI 双方の専門技術で解決できるか
4. AI を導入すれば終わりではなく、残留リスクまで予見できるか

NRC の調査でも、AI/ML の原子力発電所への適用分野として、設備劣化モデリング、故障・事故の診断・予測、運転・保守効率向上などが整理されています。(原子力規制委員会)

3. 重要な箇所と注意すべき箇所

最重要語句は、**「適用が想定される事例」「多面的な観点」「技術課題」「最も重要」「理由」「複数の解決策」「専門技術用語」「解決策を実行しても残るリスク」**です。

特に注意したいのが「技術課題」です。

例えば、

AI の学習データが不足している。

だけでは、問題点の指摘に近いです。

これを、

AI の信頼性を確保するための学習・検証データ基盤の構築が課題である。

と、解決すべき方向を示した課題に変換します。

また、「多面的」は単に3つ書けばよいではありません。

- データ・AI 信頼性
- 原子力安全・説明性
- 実装・サイバーセキュリティ

のように、異なる観点から3課題を抽出する必要があります。

マニュアルでも、観点と技術課題を対応させた骨子表を作成する方法が示されています。

4. 論文作成上のポイント

この設問では、適用事例を広げすぎない方が書きやすいです。

中心事例を、

「回転機器等の状態監視データをAIで解析し、異常兆候・劣化を早期検知して予知保全を行う」

とします。

例えばポンプ、モータ、弁等について、振動、温度、圧力、電流等の時系列データを収集し、機械学習による異常検知・Remaining Useful Life (RUL: 残存有用寿命) 推定を行います。

IAEAも、オンライン監視と状態基準保全 (CBM) による設備状態評価・保全戦略最適化を扱っています。[\(国際原子力機関\)](#)

ここから論文を、

データを作る → AI を信頼できるものにする → 現場で安全に使う

という一本のストーリーにします。

さらに原子力分野ではAIの出力を無条件に自動制御へつなげず、Human-in-the-Loop (HITL) による意思決定支援として段階導入する考え方が有効です。NRCもAI利用について、人間の判断、監督、安全措置を重視しています。[\(原子力規制委員会\)](#)

5. 不合格者と合格者の思考の違い

設問を読んだ箇所	不合格になりやすい思考	合格者の思考
AI 活用	「AI で何ができるか」を羅列する	「原子力安全上、AI で何を改善するか」と考える
適用事例	生成 AI、画像認識、ロボット等を大量列挙	状態監視・予知保全など中心事例を設定
多面的観点	AI の問題を 3 個書く	データ、信頼性、安全実装等に観点を分離
技術課題	「データ不足」「説明できない」	「データ基盤構築」「説明可能性・V&V 確立」と課題化
最重要課題	書きやすいものを選択	公衆安全や他課題への波及性から選択
解決策	「AI 精度を上げる」等の抽象論	XAI、V&V、物理モデル融合等を具体化
リスク	サイバー攻撃など思いついたものを書く	解決策を全部実施した後にも残るリスクを考える
全体	AI 導入論になる	「安全な AI 実装」という問題解決論になる

マニュアルでも最重要課題の理由について、「効果」「順番」「公衆の安全」等から論理的に説明する方法が示されています。

6. 概要表

項目	内容
設問の概要 (現状・問題)	既設軽水炉では高経年化への対応、設備利用率向上、保全高度化が必要である。一方、AI・ML は設備劣化診断、異常検知、予知保全等への活用が期待される。しかし、安全重要施設への適用には、データ品質、AI の説明性・信頼性、サイバーセキュリティ等を解決する必要がある。
適用が想定される事例	ポンプ、モータ、弁等の振動・温度・圧力・電流等をオンライン監視し、AI による異常兆候検知及び RUL 推定を行い、状態基準保全 (CBM) ・予知保全へ活用する。また、保全記録・運転経験情報を NLP で分析し保全計画策定を支援する。
技術課題 ①：データ品質の観点	高品質な学習・検証データ基盤の構築が課題である。正常運転データに対して故障・異常データは少なく、プラント・型式・運転条件も異なるため、AI の汎化性能確保が難しい。
技術課題 ②：安全	AI 判断の説明可能性及び V&V 手法の確立が課題である。ブラックボックス型 AI では、異常判定の根拠や適用限界を運転員・保全員が確認しにくく、安全上重要な意思決定に利用するには信頼性を示す必要がある。

項目	内容
性・信頼性の観点	
技術課題 ③：安全実装の観点	AI を既存 I&C・保全システムへ安全に実装する仕組みの構築が課題である。誤判定、通信障害、サイバー攻撃、ソフトウェア共通要因故障等が安全機能へ波及しない設計が必要となる。
最重要課題	AI 判断の説明可能性及び V&V 手法の確立
理由	原子力では公衆の安全を最優先しなければならず、AI の出力を保全・運転判断に利用するには、精度だけでなく「なぜその判断になったか」「どの範囲まで信頼できるか」を確認可能にすることが AI 適用の前提だからである。
解決策①	XAI による判断根拠の可視化。SHAP 等により異常判定へ寄与したセンサ・特徴量を提示し、運転員が物理現象との整合性を確認する。
解決策②	物理モデルとデータ駆動モデルを融合した Physics-Informed AI の導入。熱水力・構造・劣化モデル等の物理則や設計知識を AI へ組み込み、外挿時の非物理的推定を抑制する。
解決策③	V&V 及び Human-in-the-Loop の確立。独立した検証データによる性能評価、偽陽性率・偽陰性率等の監視、適用領域（ODD）の明確化、運転員による最終判断を組み合わせ、段階的に実装する。
解決策後も残るリスク	長期運転に伴う設備状態・運転条件の変化によるデータドリフト／コンセプトドリフトによって、導入時には妥当だった AI の診断性能が徐々に低下し、異常を見逃すリスク。さらに AI への過度な依存による運転員・保全員の技能低下。
対策	AI 性能を継続監視し、ドリフト検知時には再学習・再 V&V を行う MLOps を構築する。AI は意思決定支援に限定し、HITL、フェイルセーフ、従来監視系との多様性・独立性を確保する。また定期的なシミュレータ訓練により人間の診断能力を維持する。

この構成は、「観点→技術課題→最重要課題→複数の解決策→残留リスク→対策」という選択科目Ⅲの問題解決型構成と整合します。

参考とした主な出典

1. U.S. Nuclear Regulatory Commission, Exploring Advanced Computational Tools and Techniques with Artificial Intelligence and Machine Learning in Operating Nuclear Plants (NUREG/CR-7294)
[NRC NUREG/CR-7294](#)
2. U.S. Nuclear Regulatory Commission, Artificial Intelligence Strategic Plan: Fiscal Years 2023-2027 (NUREG-2261)
[NRC NUREG-2261](#)

3. U.S. Nuclear Regulatory Commission, **Digital Twins**
[NRC Digital Twins](#)
 4. International Atomic Energy Agency, **Guidance for Optimizing Nuclear Power Plant Maintenance Programmes**, IAEA-TECDOC-1383
[IAEA Maintenance Programmes](#)
 5. 原子力規制委員会 「デジタル計装制御の信頼性評価に関する研究（令和 8 年度～令和 11 年度）」
[原子力規制委員会 デジタル計装制御の信頼性評価](#)
 6. 資源エネルギー庁 「令和 6 年度エネルギーに関する年次報告（エネルギー白書 2025）第 2 部第 4 章第 4 節 既設炉の最大限の活用に向けた取組」
[資源エネルギー庁 エネルギー白書 2025](#)
 7. OECD Nuclear Energy Agency, **International RegLab Project reports on AI use in nuclear power plant operations**
[OECD NEA International RegLab Project](#)
-

7. 約 1800 字の論文

1. 多面的な観点からの技術課題の抽出

0) 適用が想定される事例

既設軽水炉では高経年化への対応とともに、安全性を大前提とした設備利用率向上及び保全高度化が求められる。適用事例として、ポンプ、モータ、弁等の振動、温度、圧力、電流等の状態監視データを AI で解析し、異常兆候を早期検知するとともに残存有用寿命（RUL）を推定し、状態基準保全（CBM）・予知保全へ活用することを想定する。また、保全記録や運転経験情報を自然言語処理（NLP）で分析し、点検・保全計画の策定を支援する。

1) 高品質な学習・検証データ基盤の構築

データ品質の観点で考えれば、高品質な学習・検証データ基盤の構築が課題である。具体的には、原子力発電所では正常運転データに比べ故障・異常データが少なく、設備型式、運転条件、保全履歴もプラントごとに異なる。このため、学習データに偏りが生じ、未知の運転状態に対する AI の汎化性能を十分に確保できない可能性がある。

2) AI 判断の説明可能性及び V&V 手法の確立

安全性・信頼性の観点で考えれば、AI 判断の説明可能性及び検証・妥当性確認（V&V）手法の確立が課題である。具体的には、深層学習等は判断過程がブラックボックス化しやすく、異常判定の根拠や適用限界を運転員が理解できない場合がある。原子力施設では誤判断が安全性に影響するため、AI の精度だけでなく、判断根拠と信頼できる適用範囲を明確化する必要がある。

3) AI システムの安全な実装

安全実装の観点で考えれば、AI システムの安全な実装が課題である。具体的には、AI を既存の計装制御（I&C）・保全システムと接続すると、AI の誤判定、通信障害、サイバー攻撃等の影響が既存設備へ波及する可能性がある。また、ソフトウェアに起因する共通要因故障も考慮し、安全機能との独立性及び多様性を確保する必要がある。

2. 抽出した技術課題のうち最も重要と考える技術課題と解決策

私は「AI 判断の説明可能性及び V&V 手法の確立」が最も重要な課題と考える。理由は、公衆の安全を最優先する原子力発電所に AI を適用するには、AI の判断を人間が検証し、安全上妥当であることを確認できることが実用化の前提だからである。

1) 説明可能 AI の導入

AI の判断根拠を可視化する説明可能 AI（XAI）の導入が重要である。具体的には、SHAP 等を用いて異常判定に寄与したセンサや特徴量を明示し、運転員・保全員が温度、振動、圧力等の物理現象との整合性を確認する。これにより AI をブラックボックスとして使用せず、技術者による判断を支援する。

2) 物理モデルと AI の融合

物理法則を AI に反映する Physics-Informed AI の導入が重要である。具体的には、熱水力、構造健全性、材料劣化等の解析モデルや設計知識とデータ駆動型 AI を融合する。これにより学習データの少ない領域を補完するとともに、物理的に成立しない推定を抑制し、診断結果の信頼性を高める。

3) V&V と Human-in-the-Loop の確立

AI の V&V と Human-in-the-Loop（HITL）の確立が重要である。具体的には、学習データと独立した検証データを用いて感度、特異度、偽陽性率、偽陰性率等を評価する。また、AI が性能を保証できる運転条件である適用領域（ODD）を設定する。AI は直ちに自動制御へ接続せず、異常兆候と判断根拠を提示する意思決定支援として導入し、最終判断は運転員・保全員が行う。

3. 解決策を実行しても残るリスクと対策

1) リスク

リスクとしては、長期運用に伴う AI 診断性能の低下がある。具体的には、設備の経年劣化、部品交換、運転条件変更等によって入力データの統計的性質が変化するデータドリフトや、入力と故障状態との関係が変化するコンセプトドリフトが発生し、導入時には高精度であった AI が異常兆候を見逃す可能性がある。また、AI への過度な依存により運転員の診断技能が低下する懸念もある。

2) 対策

対策としては、AI の継続監視と人間による最終判断の維持がある。具体的には、MLOps により入力データ分布、誤検知率等を継続監視し、ドリフトを検知した場合には再学習及び再 V&V を実施する。また、AI 異常時には従来の監視・診断手段へ移行するフェイルセーフ機能を設け、安全系との独立性・多様性を確保する。さらに、AI を意思決定支援に位置付け、定期的なシミュレータ訓練を実施することで運転員・保全員の状況認識能力及び診断技能を維持する。

以上