

法的三段論法に基づく段階的プロンプトによる司法試験自動解答

翁長駿光¹ 狩野芳伸¹¹ 静岡大学

{tonaga,kano}@kanolab.net

概要

本研究は、法的自然言語処理タスクにおいて大規模模言語モデルの推論性能を向上させる、新しい段階的推論手法を提案する。提案手法は法的三段論法に基づき、事例整理、条文整理、あてはめ、結論という4つの手順に沿って条文と事例の整合性を論理的に評価することで、解答の精度と解釈可能性の向上を図る。我が国の司法試験（民法短答式問題）の自動解答性能を評価する COLIEE データセットを用いた実験で、提案手法のプロンプトを適用することで、GPT-4o, Llama3.1 および COLIEE 2024 の最高性能手法のいずれに対しても accuracy で 1.8 ポイント以上の性能向上を達成した。提案手法は LLM 非依存であると考えられるため、現時点の State-of-the-Art の性能を達成したといえる。

1 はじめに

法律分野における自然言語処理技術は、法曹実務や研究においても注目を集めている。大規模言語モデル (Large Language Model, LLM) は、一般的なタスクだけでなく、法律分野などの専門的なタスクにおいても高い精度を達成している。

我が国の司法試験（民法短答式問題）の自動解答性能を競う Competition on Legal Information Extraction and Entailment (COLIEE) [1][2][3][4][5][6][7][8][9][10][11] の Task 4 では、関連する民法条文と問題文が与えられ、それに基づき問題文の正誤を二値で判定する。このタスクでは、単純な知識の適用だけでなく、複雑な事実関係と条文を適切に結びつける高度な論理推論が求められる。具体的には、条文の要件や例外規定を正確に解釈し、事実との整合性を保ちながら結論を導く必要がある。この Task 4 データに対して GPT-4 [12] が 8 割を超える正解率を達成したことが報告されており [13],

LLM が法律分野の高度なタスクにも有望な性能を発揮することを示唆している。

近年の COLIEE Task 4 では、LLM を用いたシステムが多く提案されている。特に、モデルが解答に至るまでの中間的な推論過程を出力することで段階的に解答精度を向上させる手法である Chain-of-Thought (CoT)[14] は、段階的な推論例を提示することで、モデルの性能を顕著に向上させることが報告されている [15]。藤田らは、COLIEE Task 4 において、モデルに推論過程を明示的に示すフォーマットを提案し、性能向上と解釈可能性の向上に寄与する可能性を示唆した [15]。特に、法律分野における推論プロセスの透明性が、解答の信頼性を向上させる点で重要であることを指摘している。

さらに、「Let's think step by step.」といった単純な指示をプロンプトに追加することで、段階的推論を促進し性能を向上させる Zero-shot CoT [16] の出力を Few-shot サンプルとして活用した手法 [17] は、COLIEE 2024 において高い性能を達成した。一方で、Zero-Shot CoT は、推論過程が必ずしも安定しないという課題がある。また、複雑な法律タスクにおいては、人間による評価を容易にするため推論過程の解釈可能性が重要であるが、Zero-Shot CoT では十分に対応しきれていない。

本研究では、CoT の考え方を応用した、法的三段論法 [18][19] に基づく新しい段階的推論手法を提案する。一般的な三段論法は「大前提：全ての人間はいつか必ず死ぬ。」「小前提：ソクラテスは人間である。」「結論：ゆえにソクラテスはいつか必ず死ぬ。」といったものである。法的三段論法は「規範 - 事実 - あてはめ (結論)」という三段になる。提案手法は、事例整理、条文整理、あてはめ、結論の4つの手順を設けることで、条文と事実の整合性を段階的に検討し、解答精度の向上と解釈可能性の両立を目指す。

提案手法の性能を検証するため、日本の司法試験

問題を基にした COLIEE 2024 Task 4 [11] データセットを用いて, GPT-4o¹⁾ および llama 3.1²⁾ それぞれで実験評価を行った結果, 提案手法がベースラインである Zero-Shot CoT の手法を accuracy で 2-3 ポイント上回る性能を達成した. さらに, 最新の COLIEE 2024 Task 4 formal run で最高の結果を達成した手法に適用することで 1.84 ポイントの性能向上を達成した. 利用可能なすべての LLM で実験することは現実的に難しいが, 提案手法は LLM 非依存であると考えられるため, State-of-the-Art の性能を達成したといえる.

2 提案手法

我々は, LLM を用いて条文に基づいた司法試験問題の自動解答を実現するための段階的な推論手法を提案する.

提案手法に最も近い藤田らの手法 [15] では, 「要点を述べる」「条文を参照する」という 2 つの手順でプロンプト指示が構成されているが, 複雑な事例における条文の適用と, より高度な推論とを可能にするため, 手順を再構成し条文と具体的事例の整合性を論理的に評価する枠組みを構築した. この推論手法は法的三段論法に通じるアプローチであり, 「事例整理」により具体的な事実 (小前提) を明確化し, 「条文整理」で法的規範 (大前提) を整理する. これらを「あてはめ」で統合することで, 正確な結論を導き出す. 上記の推論手順に沿った CoT により, 従来の手法よりも法的推論の性能と解釈性の向上を実現する.

提案手法は以下の 4 つの推論手順で構成される.

1. **事例整理** 問題文に含まれる事実関係や人物間の関係性を整理し, 明確化する. この手順により, 問題の状況と論点を構造的に把握し, 次の推論手順の基盤を構築する.
2. **条文整理** 問題解決に必要な関連条文を特定し, それらを整理する. この手順により, 解答に必要な情報を効率的かつ正確に抽出できる.
3. **あてはめ** 条文の要件を 1 つずつ検証し, 問題文中の事実や人物関係との整合性を評価する. この過程では, 問題文の内容に基づいて, 条文の要件が満たされているかどうかを判断し, その結果から導かれる法的効果を推論する.
4. **結論** 上記の推論結果に基づき, 問題文の正誤を

判断する. また, 回答の一貫性と評価の容易さを確保するため最終的な回答形式も明示する.

3 実験

3.1 データセット

COLIEE 2024 Task 4 データセットを用いて実験を行った. COLIEE Task 4 データセットは, 過去の司法試験問題から構成され, そのうち最新年度の問題がテストデータ, それ以外の過去年度の問題が訓練データとして提供される. COLIEE 2024 では令和 5 年度 (R05) がテストデータにあたる. 本研究では訓練を行わないため, 直近 5 年分 (R01 - R05) から計 511 問を抽出し, 評価用データとした. さらに, COLIEE 2024 formal run の結果と直接比較できるよう, R05 のみでの評価も行った.

COLIEE Task 4 データセットは, 問題文およびその解答に必要な関連条文のペアからなり, 問題文が関連条文に照らして適切かどうか Yes/No の二値で回答する形式である. 問題例を図 1 に示す.

関連条文 第六百九十八条 管理者は, 本人の身体, 名誉又は財産に対する急迫の危害を免れさせるために事務管理をしたときは, 悪意又は重大な過失があるのでなければ, これによって生じた損害を賠償する責任を負わない.
問題文 車にひかれそうになった人を突き飛ばして助けたが, その人の高価な着物が汚損した場合, 着物について損害賠償をする必要はない.

図 1 問題例 (問題 ID: H18-2-2, 正解ラベル: Yes)

3.2 実験設定

提案手法と下記二つのベースライン手法あわせて三つの性能を比較した.

- **Zero-Shot Prompting (ZS)** CoT を行わず, モデルが入力から直接回答を生成する手法である. 本実験では, Yes/No の二値で回答を求めるプロンプトを使用した.
- **Zero-Shot Chain-of-Thought (ZS-CoT)** プロンプトに「ステップバイステップでの回答」を明示的に指示することで CoT を促す Zero-Shot Prompting 手法である.

使用したプロンプトテンプレートを図 2 に示す.

本実験では全ての手法において Zero-Shot で回答

1) <https://platform.openai.com/docs/models#gpt-4o>
2) [cyberagent/Llama-3.1-70B-Japanese-Instruct-2407](https://huggingface.co/meta-llama/Llama-3.1-70B-Japanese-Instruct-2407)

Zero-Shot (ZS) のプロンプト

司法試験の問題と関連する民法条文が与えられる。問題文の正誤を判定し、正しい場合は「ans:Y」誤っている場合は「ans:N」と回答せよ。

関連条文: {article_text}

問題文: {problem_text}

Zero-Shot CoT (ZS-CoT) のプロンプト

司法試験の問題と関連する民法条文が与えられる。ステップバイステップで問題文の正誤を判定し、正しい場合は「ans:Y」誤っている場合は「ans:N」と回答せよ。

関連条文: {article_text}

問題文: {problem_text}

提案手法のプロンプト

司法試験の問題と関連する民法条文が与えられる。推論手順に従って問題文の正誤を判定せよ。

関連条文: {article_text}

問題文: {problem_text}

推論手順:

1. 問題文の事例(事実関係や人物関係)と論点を整理する。
2. 問題解決に必要な条文を整理する。
3. 問題文の内容について、条文における要件の成否を検討し、導かれる効果を説明する。
4. 問題文の正誤を結論づける。問題文が正しい場合は「ans:Y」、誤っている場合は「ans:N」とする。

図2 各手法におけるプロンプトテンプレート

を行った。Few-Shotでは、Few-Shotプロンプトに含まれるサンプルがテスト問題に類似している場合に性能が向上する一方で、類似性が低い場合には誤った推論に引っ張られるリスクがある。本研究では純粋に段階的推論の効果を観察するため、Few-Shotは用いずZero-Shot設定を採用した。

評価指標はCOLIEEの設定に合わせAccuracy(正答率)を採用した。プロンプトで指示した「ans:Y」および「ans:N」を完全マッチで抽出し、計算した。

3.3 LLMs

特定のLLMに依存しない手法であることを示すため、以下3つのLLMを用いて実験を行い比較した。

• GPT-4o (gpt-4o-2024-08-06)

OpenAI社が提供するLLM。高性能商用モデルとして採用した。WebAPIを通じて利用した。

• Llama3.1 (Llama-3.1-70B-Japanese-Instruct-2407)³⁾

3) cyberagent/Llama-3.1-70B-Japanese-Instruct-2407

表1 R01-R05での性能評価(Accuracy)

(randomは全ての問題にYesと回答した場合の正答率)

| | ZS | ZS-CoT | 提案手法 |
|----------|--------|--------|---------------|
| random | 0.5167 | - | - |
| llama3.1 | 0.7652 | 0.8141 | 0.8571 |
| gpt-4o | 0.8415 | 0.8706 | 0.8941 |

表2 R05 (COLIEE 2024 設定)での性能評価(Accuracy)
(CAPTAINは最新のCOLIEE 2024で最高性能の手法)

| 手法 | モデル | total (109) | statute (58) | case (46) |
|---------------|----------|---------------|---------------|---------------|
| ZS | Llama3.1 | 0.7798 | 0.7931 | 0.7609 |
| ZS-CoT | Llama3.1 | 0.8440 | 0.9138 | 0.7609 |
| 提案手法 | Llama3.1 | 0.8440 | 0.8793 | 0.8696 |
| ZS | CAPTAIN | 0.8440 | 0.9138 | 0.7391 |
| 提案手法 | CAPTAIN | 0.8624 | 0.9138 | 0.8478 |

Meta社のLlama 3.1 70Bをベースに、CyberAgent社が日本語データで追加学習を行なったLLM。高性能オープンモデルとして採用した。

• CAPTAIN

COLIEE 2024 Task 4で首位の性能を達成した手法(提出run IDはCAPTAIN2)[17]。LLMを用いたデータ拡張を行い、Flan-T5⁴⁾をファインチューニングした。提案手法と比較可能にするため、プロンプト追従性の低いFlan-T5をLlama3.1-70Bに置き換え、手法の実装を日本語で再現した。そのうえで、プロンプトを**ZS**および**提案手法**それぞれで実行し比較した。訓練データを要するため、COLIEE 2024のformal runデータであるR05の評価のみ行った。

4 結果

R01-R05データで評価した結果を表1に示す。**ZS-CoT**は、**ZS**に比べて比べて精度が向上しており、単純なCoTの有効性を示している。**提案手法**は、Llama 3.1およびGPT-4oのいずれのLLMにおいても、**ZS**および**ZS-CoT**を数ポイント上回る大きな性能向上を示した。

COLIEE 2024に合わせてR05のみで評価した結果(表2)に示す。COLIEE 2024ではgpt-4oのような再現性に問題のあるクローズドモデルの利用を許していないため、使用するLLMをLlama3.1に統一した。

COLIEE 2024で最高性能を報告したCAPTAIN2を再現しLLMを最新にした手法は、日本語でも高い性能を示した。全体性能では、**提案手法**を適用することでLlama3.1では6.42ポイント、CAPTAINでも1.84ポイントの性能向上を達成した。

4) google/flan-t5-xxl

後述する問題分類別にみると、CAPTAIN は Llama3.1 に対して条文知識問題 (statute) で精度向上が顕著である一方で、事例問題 (case) では提案手法が CAPTAIN の手法を大幅に上回った。

5 議論

5.1 定性分析

提案手法の有効性を検証するため、提案手法では正答したがベースライン手法 (ZS-CoT) では誤答した問題の解答過程を分析した。問題例および各手法の出力詳細は、Appendix (A.1) に記載する。

売買契約における利息発生時点に関する問題 (R01-24-O) を例に説明する。この問題では条文に基づき利息の支払開始日を正確に判断する必要がある。ZS-CoT と提案手法の解答過程を以下に示す。

ZS-CoT の解答過程 ZS-CoT は、問題文と条文の内容に基づいて段階的に推論を行ったものの、第 575 条第 2 項の「引渡しの日」という条件を見落とした。その結果、利息発生時点を「代金支払期限 (4 月 20 日)」または「引渡し予定日 (4 月 10 日)」と誤って解釈し、「4 月 21 日からの利息支払を求め主張は正当である」という誤った結論を導いた。

提案手法の解答過程 一方、提案手法は以下のステップを経て、問題文の誤りを正確に指摘した。

1. **事例の整理** A と B の売買契約に基づく引渡し日 (4 月 25 日) と代金支払期限 (4 月 20 日) を明確に整理。
2. **条文の適用** 第 575 条第 2 項の「引渡しの日から利息支払義務が発生する」という条件を正確に適用。
3. **あてはめ** 利息支払義務が 4 月 25 日から発生するため、4 月 21 日からの利息支払を求める主張は誤りと判断。

このように提案手法は ZS-CoT が誤答する場合でも、事実関係と条文適用を統合的に考慮することで正確な解答を導き出しうると考えられる。

5.2 問題分類に基づく分析

評価に用いた問題を、日本の司法試験問題に対する GPT-4 の評価を行なったチェの分類方法 [20] を参考にして、条文知識問題 (statute) と事例問題 (case) の 2 つに分類した。条文知識問題 (statute) は問題文が条文について正しく記述されているかを問う問題

表 3 問題分類別の正答率 (カッコ内は対応する問題数)

| モデル | prompt | total (511) | statute (308) | case (194) |
|-----------|--------|---------------|---------------|---------------|
| Llama 3.1 | ZS-CoT | 0.8141 | 0.8604 | 0.7474 |
| | 提案手法 | 0.8571 | 0.8766 | 0.8505 |
| GPT-4o | ZS-CoT | 0.8708 | 0.8929 | 0.8299 |
| | 提案手法 | 0.8943 | 0.9156 | 0.8608 |

である。事例問題 (case) は問題文中の具体的な事例に対して条文を適用する問題である。図 1 の問題例と定性分析で取り上げた問題は、事例問題に属する。この分類を基に正答率を分析することで、提案手法の問題タイプによる効果の違いを明らかにする。

提案手法の問題分類ごとの正答率を表 3 に示す。提案手法は両タイプの問題で高い正答率を示していることが確認できる。特に、事例問題 (case) において性能向上が顕著であった。これは、問題文の事例を整理し、条文の要件を 1 つずつ確認する過程がこの問題タイプに適していたためと考えられる。

6 終わりに

本研究では、我が国司法試験の民法短答式問題における自動解答システムの性能向上と解釈可能性改善を目的とし、段階的な推論を促す提案手法を開発した。この手法は、事例整理、条文整理、あてはめ、結論という 4 つの手順からなる Chain-of-Thought (CoT) により、司法試験のような高度な論理推論が求められるタスクの性能を向上させられることを示した。

実験の結果、提案手法はベースライン (ZS および ZS-CoT) を性能面で大幅に上回り、特に事例問題 (case) で顕著な性能向上を確認した。この大幅な性能向上は gpt-4o, Llama3.1, CAPTAIN (現時点での COLIEE Task 4 最高性能モデル) いずれにおいても確認され、提案手法の LLM 非依存性を示唆している。また、アブレーション実験により各ステップが正答率向上に寄与していることが明らかとなり、提案手法の内部構造の有効性が示された。提案手法は日本語を含む法的推論タスクにおいて有望なアプローチであると考えられる。

複雑な問題に対する正確な解答は残された課題である。今後は、条文間の関係性をモデルがより効果的に扱えるプロンプト設計や学習手法の改善が必要である。さらなる性能向上を目指したプロンプトの構築や、法律知識を必要とする問題に対して、RAG (Retrieval-Augmented Generation) や法律文書を学習させた LLM との統合を検討したい。

謝辞

本研究は JSPS 科研費 (JP22H00804, JP23K22076), JST さきがけ (JPMJPR2461), JST AIP 加速課題 (JPMJCR22U4), およびセコム科学技術財団特定領域研究助成の支援を受けた。

参考文献

- [1] Competition on legal information extraction/entailment (COLIEE-14) workshop on juris-informatics (jurisin) 2014, 2014. http://webdocs.cs.ualberta.ca/~miyoung2/jurisin_task/index.html.
- [2] Mi-Young Kim, Randy Goebel, and Satoh Ken. Coliee-2015: evaluation of legal question answering. In **Ninth International Workshop on Juris-informatics (JURISIN 2015)**, 2015.
- [3] Mi-Young Kim, Randy Goebel, Yoshinobu Kano, and Ken Satoh. COLIEE-2016: evaluation of the competition on legal information extraction and entailment. In **International Workshop on Juris-informatics (JURISIN 2016)**, 2016.
- [4] Yoshinobu Kano, Mi-Young Kim, Randy Goebel, and Ken Satoh. Overview of COLIEE 2017. In Ken Satoh, Mi-Young Kim, Yoshinobu Kano, Randy Goebel, and Tiago Oliveira, editors, **COLIEE 2017. 4th Competition on Legal Information Extraction and Entailment**, Vol. 47 of **EPiC Series in Computing**, pp. 1–8, 2017.
- [5] Yoshinobu Kano, Mi-Young Kim, Masaharu Yoshioka, Yao Lu, Juliano Rabelo, Naoki Kiyota, Randy Goebel, and Ken Satoh. COLIEE-2018: Evaluation of the competition on legal information extraction and entailment. In Kazuhiro Kojima, Maki Sakamoto, Koji Mineshima, and Ken Satoh, editors, **New Frontiers in Artificial Intelligence**, pp. 177–192, Cham, 2019. Springer International Publishing.
- [6] Juliano Rabelo, Mi-Young Kim, Randy Goebel, Masaharu Yoshioka, Yoshinobu Kano, and Ken Satoh. A summary of the COLIEE 2019 competition. In Maki Sakamoto, Naoaki Okazaki, Koji Mineshima, and Ken Satoh, editors, **New Frontiers in Artificial Intelligence**, pp. 34–49, Cham, 2020. Springer International Publishing.
- [7] Juliano Rabelo, Mi-Young Kim, Randy Goebel, Masaharu Yoshioka, Yoshinobu Kano, and Ken Satoh. COLIEE 2020: Methods for legal document retrieval and entailment. In **New Frontiers in Artificial Intelligence: JSAI-IsAI 2020 Workshops, JURISIN, LENLS 2020 Workshops, Virtual Event, November 15–17, 2020, Revised Selected Papers**, p. 196–210, Berlin, Heidelberg, 2020. Springer-Verlag.
- [8] Juliano Rabelo, Randy Goebel, Mi-Young Kim, Yoshinobu Kano, Masaharu Yoshioka, and Ken Satoh. Overview and discussion of the competition on legal information extraction/entailment (COLIEE) 2021. **The Review of Socionetwork Strategies**, Vol. 16, No. 1, pp. 111–133, 2022.
- [9] Mi-Young Kim, Juliano Rabelo, Randy Goebel, Masaharu Yoshioka, Yoshinobu Kano, and Ken Satoh. COLIEE 2022 summary: Methods for legal document retrieval and entailment. In **New Frontiers in Artificial Intelligence: JSAI-IsAI 2022 Workshop, JURISIN 2022, and JSAI 2022 International Session, Kyoto, Japan, June 12–17, 2022, Revised Selected Papers**, p. 51–67, Berlin, Heidelberg, 2023. Springer-Verlag.
- [10] Randy Goebel, Yoshinobu Kano, Mi-Young Kim, Juliano Rabelo, Ken Satoh, and Masaharu Yoshioka. Summary of the competition on legal information, extraction/entailment (COLIEE) 2023. In **Proceedings of the Nineteenth International Conference on Artificial Intelligence and Law**, pp. 472–480, 2023.
- [11] Mi-Young Kim Juliano Rabelo Ken Satoh Masaharu Yoshioka Randy Goebel, Yoshinobu Kano. Overview of benchmark datasets and methods for the legal information extraction/entailment competition (coliee) 2024. In **New Frontiers in Artificial Intelligence**, 2024.
- [12] OpenAI, et al. Gpt-4 technical report, 2024.
- [13] Ha-Thanh Nguyen, Randy Goebel, Francesca Toni, Kostas Stathis, and Ken Satoh. Black-box analysis: Gpts across time in legal textual entailment task, 2023.
- [14] Dale Schuurmans Maarten Bosma Ed H. Chi Quoc Le Jason Wei, Xuezhi Wang and Denny Zhou. Chain of thought prompting elicits reasoning in large language models. **CoRR**, Vol. abs/2201.11903, , 2022.
- [15] Takaaki Onaga Yoshinobu Kano Masaki Fujita. Llm tuning and interpretable cot: Kis team in coliee 2024. In **New Frontiers in Artificial Intelligence**, p. 140–155, 2024.
- [16] Takeshi Kojima, Shixiang Shane Gu, Machel Reid, Yutaka Matsuo, and Yusuke Iwasawa. Large language models are zero-shot reasoners, 2023.
- [17] Hiep Nguyen Minh Nguyen An Trieu Dat Nguyen Phuong Nguyen(B), Cong Nguyen and Le-Minh Nguyen. Captain at coliee 2024: Large language model for legal text retrieval and entailment. In **New Frontiers in Artificial Intelligence**, pp. 125–139, 2024.
- [18] 高橋文彦. 『民事裁判における『暗黙知』—『法的三段論法』再考—』について』日本法学会編『民事裁判における「暗黙知」(法哲学年報 2013 年). 有斐閣, 2024.
- [19] 得津晶. 法科大学院の教室における 2 つの法的三段論法, 2023. <https://www.law.tohoku.ac.jp/staging/wp-content/uploads/2023/03/%E2%91%A0%E6%B3%95%E7%A7%91%E5%A4%A7%E5%AD%A6%E9%99%A2%E3%81%AE%E6%95%99%E5%AE%A4%E3%81%AB%E3%81%8A%E3%81%91%E3%82%8B%EF%BC%92%E3%81%A4%E3%81%AE%E6%B3%95%E7%9A%84%E4%B8%89%E6%AE%B5%E8%AB%96%E6%B3%95.pdf>.
- [20] チェジョンミン, 笠井淳吾, 坂口慶祐. 日本の司法試験を題材とした gpt モデルの評価. 言語処理学会 第 30 回年次大会 発表論文集, 2024.

A 付録

A.1 定性分析

問題 ID: R01-24-O, 正解ラベル: No

民法条文

第五百三十三条 双務契約の当事者の一方は、相手方がその債務の履行（債務の履行に代わる損害賠償の債務の履行を含む。）を提供するまでは、自己の債務の履行を拒むことができる。ただし、相手方の債務が弁済期にないときは、この限りでない。

第五百七十五条（第1項省略） 買主は、引渡しの日から、代金の利息を支払う義務を負う。ただし、代金の支払について期限があるときは、その期限が到来するまでは、利息を支払うことを要しない。

問題文

AとBは、平成31年4月1日、A所有の中古自転車である甲を、4月10日引渡し、4月20日代金支払の約定でBに売却する旨の売買契約を締結した。Aは、Bに対し、平成31年4月25日、甲を引き渡したが、Bは、Aに対し、その後も代金を支払っていない。この場合、Aは、Bに対し、甲の代金及び4月21日からの利息の支払を求めることができる。

ZS-CoT による回答

ステップ1: 売買契約の内容を確認する。売買契約の内容は、平成31年4月1日に締結され、4月10日引渡し、4月20日代金支払の約定である。

ステップ2: 引渡しと代金支払いの関係を確認する。第五百三十三条によれば、双務契約の当事者の一方は、相手方がその債務の履行を提供するまでは、自己の債務の履行を拒むことができる。ただし、相手方の債務が弁済期にないときは、この限りでない。したがって、通常は、引渡しと代金支払いは同時履行の関係にある。

ステップ3: 本件の実事関係を確認する。本件では、AはBに対し、平成31年4月25日、甲を引き渡したが、Bは、Aに対し、その後も代金を支払っていない。したがって、Bは、弁済期（4月20日）を過ぎても代金を支払っていない。

ステップ4: Aの主張の正当性を確認する。Aは、Bに対し、甲の代金及び4月21日からの利息の支払を求めている。第五百七十五条第2項によれば、買主は、引渡しの日から、代金の利息を支払う義務を負う。

ステップ5: 最終的な判断を下す。Aの主張は、正当

である。したがって、Aは、Bに対し、甲の代金及び4月21日からの利息の支払を求めることができる。最終的な答えは、ans:Yです。

提案手法による回答

推論手順に従って問題文の正誤を判定する。

1. 事例の整理:

事実関係: AとBは売買契約を締結し、AはBに中古自転車甲を売却する。引渡しは4月10日、代金支払は4月20日と約定したが、Aは4月25日に甲を引き渡した。Bは代金を支払っていない。

論点: AはBに対し、甲の代金及び4月21日からの利息の支払を求めることができるか。

2. 関連条文の整理: 第五百七十五条第2項: 買主は、引渡しの日から、代金の利息を支払う義務を負う。ただし、代金の支払について期限があるときは、その期限が到来するまでは、利息を支払うことを要しない。

3. 条文の要件における成否の検討と効果の説明: 本件では、引渡しは4月10日と約定されていたが、実際の引渡しは4月25日であった。第五百七十五条第2項によれば、買主Bは引渡しの日（4月25日）から代金の利息を支払う義務を負う。したがって、AはBに対し、甲の代金及び4月25日からの利息の支払を求めることができる。ただし、問題文では4月21日からの利息の支払を求めているが、これは誤りである。なぜなら、引渡しが4月25日であったため、Bの利息支払義務は4月25日から発生するからである。

4. 結論: 問題文は誤りである。AはBに対し、甲の代金及び4月25日からの利息の支払を求めることができるが、4月21日からの利息の支払を求めることはできない。ans: N

A.2 複雑な問題の例

問題 ID: R02-16-I, 正解ラベル: No

民法条文

第四百二十四条、第四百二十四条の五（本文省略）

問題文

Aは、その債権者を害することを知りながら、所有する骨董品甲をBに贈与し、その際、Bも甲の贈与がAの債権者を害することを知っていた。Bが、甲の贈与がAの債権者を害することを知っていたDに甲を売却し、引き渡した場合、Cは、Dに対し、BD間の甲の売買の取消しを請求することができる。