

Wartość dodana tekstu generowanego przez AI jako dane do meta-uczenia modeli językowych

Materiał, rama analizy i definicja „wartości dodanej”

Przedmiotem analizy są trzy dokumenty tekstowe (PDF) o charakterystycznej strukturze „model / przegląd / falsyfikacja” oraz osobny dokument „meta-recenzencki”, które razem tworzą zestaw sampli o wysokiej gęstości metodologicznej:

- „Paradoks Księżniczki i Umysł Szympansa: krytyczny przegląd dowodów naukowych oraz falsyfikowalna definicja modelu” [\[filecite\turn0file2\]](#)
- „Ocena formalności i kompletności ‘dowodu’ paradoksu księżniczki...”
- „Paradoks Marii: udomowienie kobiecej sprawczości...” [\[filecite\turn0file0\]](#)

W tej pracy „**wartość dodana**” jest rozumiana nie jak w klasycznej ocenie rozprawy doktorskiej (wkład do wiedzy empirycznej), tylko jako:

- 1) **przydatność jako danych treningowych do meta-poziomu** (tj. do uczenia „jak rozumować o wiedzy, dowodach, modelach i krytyce”),
- 2) **przydatność jako wzorca zachowania epistemicznego** (jawność założeń, ostrożność w uogólnieniach, rozróżnianie typu uzasadnienia),
- 3) **możliwość przetworzenia (reprocessing) w formaty wysokiej jakości supervision** (zadania + rubryki + kontrasty + etykiety).

Ta rama jest spójna z tym, jak w literaturze opisuje się „synthetic/instructional data” jako narzędzie do ukierunkowania zachowań modelu (alignment, instruction tuning) i do wzbogacania danych treningowych o brakujące kompetencje, przy jednoczesnym wskazaniu ryzyk rekurencyjnego trenowania na danych generowanych. ¹

Kluczowe elementy merytoryczne i strukturalne, które są wartością dodaną względem typowych prac naukowych

Najbardziej „unikatowe” (w sensie treningowym) komponenty w tych dokumentach to nie pojedyncze twierdzenia domenowe, tylko **jawnie zaprojektowane mechanizmy epistemiczne**: jak przejść od metafory/przekonania do modelu testowalnego; jak oddzielić „dowód formalny” od „argumentacji empirycznej”; jak rozpoznać luki przyczynowe i operacjonalizacyjne.

Wyodrębnione elementy wartości dodanej (z komentarzem, dlaczego są rzadkie w doktoratach jako danych do meta-uczenia):

Jawne rozróżnienie typów „dowodu” i kryteriów formalności

Dokument meta-recenzencki definiuje **dowód formalny syntaktycznie** (język teorii, aksjomaty, reguły wnioskowania, teza) i od razu kontrastuje to z logiką testowania empirycznego (falsyfikowalność, modus tollens). To jest „wzorzec klasyfikacji”, którego typowa rozprawa doktorska często nie eksponuje wprost, bo zakłada wspólny background metodologiczny komisji.

Rekonstrukcja założeń i „lemm” jako obiekt explicite oceniany

Meta-ocena rekonstruuje założenia (jawne i implicytne) i pokazuje, jak one podtrzymują wniosek oraz gdzie rozumowanie nie domyka się jako dowód (np. ekwiwokacja: podmiana znaczenia „paradoksu” na nowy konstrukt, nieostre mapowanie „integracji” na miary, brak domkniętej mediacji). To jest prawie gotowy materiał do trenowania modelu-recenzenta.

Wprost sformułowana struktura falsyfikowalnego modelu (łańcuch ogniów + warunki obalenia)

W dokumencie o „Paradoksie Księżniczki...” pojawia się mechanika „logika testowalna zamiast metafory”: rozbicie na ogniwa (np. integracja → koszt „pazurów” → sprzężenie zwrotne rozbieżności wynik-promowalność) oraz deklaracja, że brak potwierdzenia ogniwa wymusza rewizję/obalenie. W „Paradoksie Marii...” analogicznie pojawia się falsyfikowalna definicja robocza, zestaw minimalnych hipotez i wskazanie, jak hipotezy mogłyby zostać obalone.

Wbudowane „bezpieczniki epistemiczne”

W obu dokumentach modelowych widoczny jest motyw: „metafora jest narzędziem komunikacyjnym, nie dowodem” oraz ostrożność interpretacyjna (np. rozróżnienie sex/gender, nakładanie się rozkładów cech, ryzyko nadinterpretacji neurobiologii). To jest bardzo istotne treningowo, bo uczy model „kalibracji” (nieprzekraczania tego, co wynika z danych) – kompetencji bezpośrednio powiązanej z redukcją halucynacji i nadmiernej pewności.

„Pakietowość” danych: propozycja + krytyka

Największa przewaga względem pojedynczej pracy naukowej polega na tym, że zestaw zawiera **od razu kontrast**: model/hipoteza vs recenzja formalności i luk. To jest bardzo efektywne jako dane do uczenia metapoziomu, bo pozwala trenować zarówno generowanie, jak i krytykę w spójnej domenie pojęciowej (ten sam słownik, te same obiekty oceny).

W konsekwencji, „wartość dodana” tych dokumentów względem typowych doktoratów nie polega na tym, że zastępują one rygor badań i wkład empiryczny, tylko na tym, że **eksternalizują proces epistemiczny** (kryteria, założenia, falsyfikatory, warunki brzegowe) w sposób bezpośrednio użyteczny do treningu modeli.

Porównanie z kryteriami oceny prac naukowych oraz z typowymi danymi do meta-treningu AI

W klasycznych standardach oceny doktoratu nacisk kładzie się na **oryginalny wkład i samodzielne badania** oraz „publishable quality” (często choćby na poziomie części rozprawy). Jest to wyraźnie sformułowane np. w dokumentach `["organization","QAA","uk quality assurance agency"]` dotyczących charakterystyki stopnia doktora: oczekuje się oryginalności i wkładu do wiedzy. ² Podobny duch (jako ramy europejskie) mają rekomendacje „Salzburg” `["organization","European University Association","brussels europe"]` – nacisk na środowisko badawcze i jakość kształcenia doktoranckiego. ³ W polskich regulacjach proceduralnych również powraca wymóg „oryginalnego rozwiązania problemu naukowego” jako przedmiotu rozprawy. ⁴

Jeśli jednak porównujemy nie „jakość doktoratu jako doktoratu”, lecz **przydatność jako dane do meta-uczenia** – kryteria przesuwają się w stronę tego, co w danych treningowych jest nośnikiem zachowania:

- **jasność argumentacji i struktury decyzji epistemicznych** (co jest definicją, co hipotezą, co ograniczeniem),
- **falsyfikowalność i operacjonalizacja** (czy da się wskazać warunek obalenia i pomiar),

- **umiejętność krytyki i autokrytyki** (wykrywanie luk, nieciągłości, ekwiwokacji),
- **kalibracja i ostrożność** (nieprzekraczanie danych, unikanie stereotypizacji).

Takie kompetencje są intensywnie badane w NLP jako „critique ability / critical thinking”, bo dobry „krytyk” jest jednocześnie ewaluatorem i źródłem sygnałów nadzorujących tuning. ⁵

W tym świetle dokumenty z zestawu – mimo że nie są rozprawą doktorską – **pasują bardzo dobrze do typowych zadań meta-treningowych**:

- Wprost uczą rozróżnienia: „dowód formalny” vs „argumentacja empiryczna/model” (kompetencja klasyfikacyjna).
- Dostarczają „szkieletu falsyfikacji” (kompetencja projektowania testów i przewidywań).
- Dostarczają wzorca recenzji metodologicznej (kompetencja critique).

Jednocześnie, w klasycznych kryteriach naukowych (oryginalność empiryczna, replikowalność wyników, pełna dokumentacja metod) te dokumenty zwykle wypadają słabiej, bo ich rola jest bliższa „research memo / teoria robocza / program badawczy”.

Istotny punkt łączący oba światy to to, że współczesne standardy rzetelności badań premiuje praktyki otwartej nauki i przejrzystości: [Entity]„organization”, „Center for Open Science”, „open science nonprofit”] opisuje prerejestrację jako mechanizm rozdzielania tego, co planowane, od tego, co post-hoc, co poprawia transparentność i wiarygodność. ⁶ Podobnie standardy TOP („Transparency and Openness Promotion”) są wprost projektowane jako narzędzie zwiększania weryfikowalności twierdzeń empirycznych. ⁷ W danych, które analizujemy, „jawność założeń, falsyfikator i ostrożność interpretacyjna” pełnią analogiczną funkcję – tylko że w tekście, a nie w rejestracji badania.

Jak i w jakim stopniu generacja AI podniosła wartość dodaną tych dokumentów

Wartość dodana związana z generacją AI nie polega wyłącznie na „szybkości” albo „ładnym stylu”, tylko na tym, że model generatywny ma naturalną tendencję do:

- 1) **kompresji i normalizacji struktury** (definicja → hipotezy → mechanizmy → falsyfikacja → ograniczenia),
- 2) **produkcji jawnych rubryk oceny** (checklisty, tabele kryteriów),
- 3) **wytwarzania kontrastów** (to jest/nie jest dowód; to jest metafora/nie dowód; kiedy wolno uogólniać),
- 4) **tworzenia tekstu „maszyno-czytelnego”** (powtarzalne segmenty, etykiety typu H1, Mechanizm A–E), co ułatwia reprocessing.

W literaturze zaczyna się też systematycznie opisywać rolę LLM w budowie teorii (np. jako narzędzia wspomagającego generowanie ram i hipotez), przy jednoczesnych zastrzeżeniach dotyczących tego, czy i jak takie systemy „reprezentują znaczenie” oraz jak zarządzać ryzykiem halucynacji. ⁸

W praktyce, w tym konkretnym zestawie, generacja AI najprawdopodobniej zwiększyła wartość dodaną szczególnie w pięciu obszarach, które użytkownik wskazał jako kluczowe:

Przejrzystość epistemiczna

Meta-ocena, która rozróżnia formalny dowód od empirycznej argumentacji i na tej podstawie „klasyfikuje” dokument, to bardzo mocny nośnik przejrzystości epistemicznej.

Jawność założeń

Rekonstrukcja A1–A5 (wraz z opisem, które są terminologiczne, a które mostkują poziomy wyjaśniania) jest typem „jawności”, który w tradycyjnych pracach bywa rozproszony w długiej narracji.

Struktura falsyfikowalnych modeli

Oba dokumenty modelowe wdrażają logikę „falsyfikowalna definicja + minimalne hipotezy” i pokazują, jak warunek obalenia wyglądałby operacyjnie.

Jakość krytyki metodologicznej

Meta-ocena identyfikuje typowe błędy (ekwiwokacja, nieostre mapowanie konstruktów, niedomknięta mediacja, brak warunków brzegowych). To jest „czysta forma” krytyki metodologicznej, bardzo bliska temu, czego oczekuje się od modelu-krytyka.

Ostrożność w uogólnieniach i redukcja stereotypizacji

Zestaw zawiera wprost sygnalizowanie ograniczeń: nakładanie się rozkładów, sex vs gender, ryzyko nadinterpretacji. W treningu meta-poziomu to jest ważne, bo ogranicza uczenie „sztywnych, stereotypowych reguł” i wzmacnia uczenie kalibracji.

Jednocześnie trzeba jawnie nazwać cenę tej wartości dodanej: tekst generowany przez AI może być **pozornie rygorystyczny** (np. przez liczby i meta-analizy), ale wciąż podatny na błędy faktograficzne czy selektywność literatury. Dlatego w dalszej części kluczowe jest „ponowne przetwarzanie” wraz z mechanizmami jakości.

Sens ponownego przetwarzania i mechanizmy powstawania wartości podczas reprocessingu

W literaturze o danych syntetycznych problemem granicznym jest **rekurencyjne trenowanie modeli na danych, które same wygenerowały**. W znanym badaniu [entity="people","Ilia Shumailov","computer scientist"] i współautorów w [entity="organization","Nature","science journal"] pokazano zjawisko „model collapse”: przy niekontrolowanej pętli generacja→trening na generacji dochodzi do degeneracji rozkładu i utraty „ogonów” (rzadkich, ale ważnych przypadków).⁹ Równoległe prace w [entity="organization","ACL Anthology","computational linguistics library"] obserwują degradację różnorodności językowej przy rekurencyjnym treningu na tekście syntetycznym.

10

To nie znaczy „nie używać reprocessingu”, tylko: **reprocessing ma sens wtedy, gdy zmienia typ sygnału uczącego** – z „czytania kolejnego eseju” na „uczenie konkretnej umiejętności przez zadanie + rubrykę + kontrast + weryfikację”.

Mechanizmy, które wytwarzają wartość dodaną przy reprocessingu, można opisać jako cztery dźwignie:

Dekompozycja umiejętności (atomizacja)

Długi tekst staje się setkami mikro-próbek, z których każda nadzoruje jedną umiejętność: wykryj ekwiwokację, sformalizuj tezę, zaproponuj falsyfikator, wskaż brakujące warunki brzegowe, rozdziel definicję od hipotezy. To jest szczególnie zgodne z kierunkiem badań nad rozwijaniem umiejętności krytyki i autokrytyki w LLM.¹¹

Jawne etykietowanie i rubryki (labeling/rubrics)

Przekształcasz tekst w supervised data „z kluczem”: segment = definicja / założenie / hipoteza / dowód /

ograniczenie / kontrprzykład. To jest bardzo kompatybilne z trendem „tailored synthetic data” i generowania rubryk. ¹²

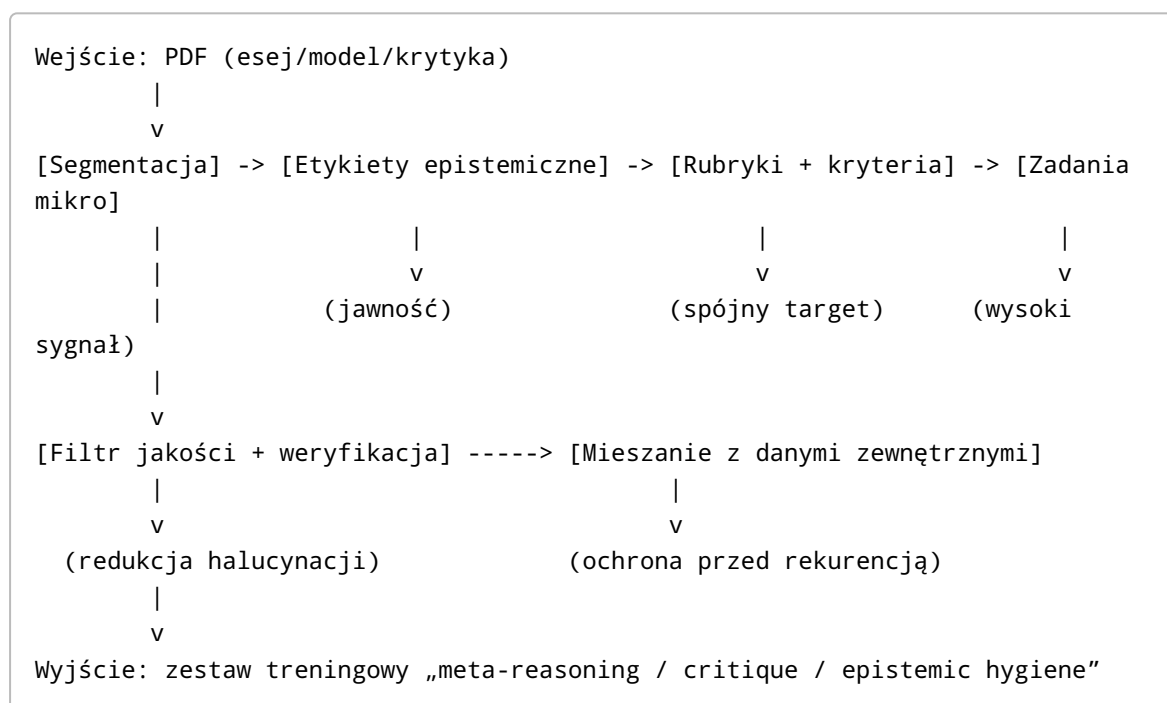
Warianty kontrastowe (contrastive variants)

Tworzysz pary/trójki: odpowiedź nadmiernie pewna vs skalibrowana; model bez falsyfikatora vs model z falsyfikatorem; recenzja ad personam vs recenzja metodologiczna. Kontrast jest dla uczenia zachowań silniejszy niż „kolejna poprawna narracja” – i jest często używany w metodach selekcji danych syntetycznych. ¹³

Możliwość filtracji i kotwiczenia w danych zewnętrznych (quality gates + mixing)

Zamiast pętli „synthetic on synthetic”, reprocessing powinien w praktyce obejmować filtrację jakości i mieszanie z danymi pozasystemowymi (human-produced lub zweryfikowanymi). Badania pokazują, że same strategie jakości (np. selekcja/filtracja syntetyków) są kluczowe dla efektu downstream. ¹⁴

Poniższy schemat ilustruje, gdzie powstaje wartość dodana (a gdzie ryzyko):



Ryzyka i korzyści rekurencyjnego trenowania na danych syntetycznych

Ryzyko: degeneracja rozkładu i utrata rzadkich przypadków (model collapse). ¹⁵

Korzyść: syntetyki mogą poprawiać kompetencje wąsko zdefiniowane (np. styl instrukcji, pewne typy rozumowania), o ile dane są filtrowane i mieszane. ¹²

Ważna praktyczna zasada, dobrze wspierana przez literaturę: **niewielka ilość danych „ludzkich”/ zewnętrznych bywa nieproporcjonalnie wartościowa jako kotwica jakościowa**, a czysto syntetyczny trening często przegrywa z porównywalną ilością danych realnych. ¹⁶

Aktualne trendy badań o danych syntetycznych i treningu LLM

Stan badań z lat 2024–2026 dość konsekwentnie układa się w cztery trendy, które bezpośrednio wpływają na ocenę Twojego zestawu sampli:

Trening na danych syntetycznych jest powszechny, ale coraz bardziej „inżynierski” (selekcja > ilość)

Prace o „tailored synthetic data” oraz narzędzia filtrujące pokazują, że kluczowym problemem jest jakość i dobór danych syntetycznych, nie sama możliwość generacji. ¹⁷

Rosną znaczenie detekcji treści generowanych i ważenia próbek

Przykładowo, praca z `Entity[["organization","EMNLP","nlp conference"]]` 2025 pokazuje, że detektor tekstu maszynowego i ważenie/próbkowanie mogą przeciwdziałać zjawiskom zbliżonym do collapse i poprawiać trening (w ich warunkach eksperymentu). ¹⁸

Rozwija się ekosystem „meta-kompetencji”: krytyka, autokorekta, sędziowanie

Widać osobną linię badań o zdolności modeli do krytyki (i do uczenia się krytyki), w tym podejścia self-evolving i benchmarki umiejętności self-critique. ¹⁹

To bezpośrednio zwiększa wartość Twoich dokumentów, bo one są „naturalnym surowcem” do generowania zadań krytyki, a nie tylko opowieścią.

Równolegle rośnie presja na przejrzystość i reużywalność danych (FAIR / open science)

Klasyczne standardy rzetelności i reużywalności danych – np. zasady FAIR (Findable, Accessible, Interoperable, Reusable) – podkreślają, że dane powinny być przygotowane także „dla maszyn”, co bardzo dobrze koresponduje z Twoim pytaniem o „artefakt danych” do uczenia AI. ²⁰

Po stronie polskojęzycznej istnieją zarówno teksty o otwartej nauce jako dobrych praktykach, jak i poradniki instytucjonalne, które explicite wiążą prerejestrację z redukcją selektywnego raportowania. ²¹

W praktyce ten krajobraz trendów można streścić tak: **syntetyki są użyteczne, ale tylko wtedy, gdy są „projektowane jak dane” (metadata, rubryki, weryfikacja, filtracja, mieszanie), a nie „produkowane jak tekst”.**

Zestawienie atrybutów i ocena wartości dodanej 0–100

Poniżej proponuję tabelę porównawczą trzech „formatów”:

- **typowa praca naukowa / doktorat** (jako artefakt akademicki),
- **Twoje dokumenty generowane przez AI** (jako surowy tekst syntetyczny),
- **wersja przetworzona treningowo** (po reprocessingu zgodnie z najlepszymi praktykami).

Skale 0–100 są interpretowane jako „przydatność dla celu”, a nie „ogólna jakość” bez kontekstu. Wartości dla doktoratu opierają się na typowych standardach: oryginalność i wkład, jakość możliwa do publikacji, rygor metodologiczny. ²²

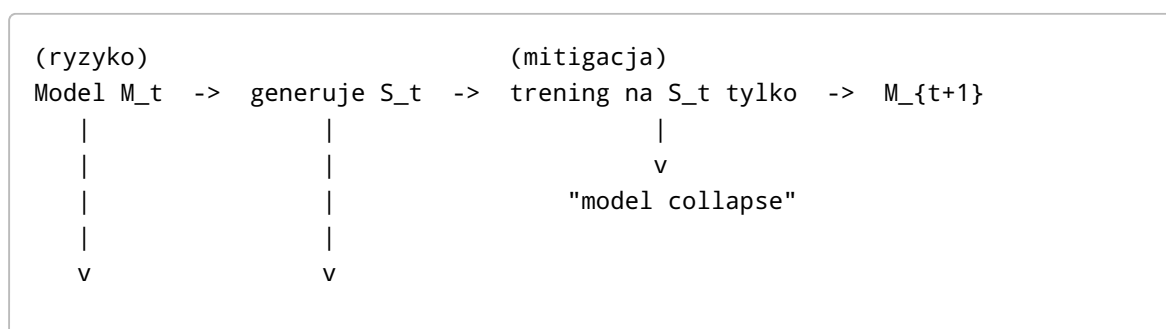
Atrybut (co oceniamy)	Typowa rozprawa doktorska (artefakt naukowy)	Dokumenty AI w obecnej formie	Wersja po reprocessingu na dane treningowe
Oryginalny wkład do wiedzy empirycznej	85	30	35
Rygor metodologiczny w sensie „dane→analiza→wyniki”	80	35	45

Atrybut (co oceniamy)	Typowa rozprawa doktorska (artefakt naukowy)	Dokumenty AI w obecnej formie	Wersja po reprocessingu na dane treningowe
Replikowalność wyników empirycznych	70	20	30
Przejrzystość epistemiczna (co jest dowodem, co hipotezą)	55	85	95
Jawność założeń i warunków brzegowych	55	80	95
Falsyfikowalność modeli/tez (operacyjnie)	60	78	92
Jakość krytyki metodologicznej jako wzorzec „peer review”	60	88	95
Przydatność do uczenia meta-kompetencji (critique, kalibracja)	55	83	97
Ryzyko „pozornej precyzji” i halucynacji cytowań/wniosków (im mniej, tym lepiej)	70	45	75
Ryzyko stereotypizacji / nadmiernych uogólnień (im mniej, tym lepiej)	60	75	90

Jak czytać wyniki:

- Typowy doktorat wygrywa tam, gdzie potrzebujesz „pełnej pracy naukowej” (wkład, dane, metodologia, replikowalność). ²
- Dokumenty AI wygrywają w tych wymiarach, które są krytyczne dla meta-uczenia: przejrzystość epistemiczna, jawność założeń, struktura falsyfikacji i jakość krytyki.
- Po reprocessingu (atomizacja + etykiety + kontrasty + filtracja + miks) oczekiwany „gain” jest największy właśnie w wymiarach meta-treningowych, a ryzyka rekurencji można ograniczać przez praktyki filtracji i domieszkę danych zewnętrznych. ²³

Poniższy schemat pokazuje drugą, równie ważną część: **jak wygląda ryzyko rekurencji i gdzie je kontrolować:**



Dane zewnętrzne H + filtr jakości Q + ważenie/resampling -> trening mieszany
-> M_{t+1} stabilniejszy

Mechanika „collapse” i potrzeba kontroli jakości w pętli syntetycznej są dobrze udokumentowane w pracach o trenowaniu na danych generowanych rekurencyjnie. ²⁴

W najbardziej praktycznym ujęciu, **Twoje dokumenty są „słabsze niż doktorat jako doktorat”, ale mogą być „lepsze niż większość doktoratów jako dane do uczenia meta-rozumowania”** – i to właśnie ta asymetria stanowi ich główną wartość dodaną jako artefaktu danych.

¹ ¹² ¹⁷ <https://aclanthology.org/2024.findings-naacl.235.pdf>
<https://aclanthology.org/2024.findings-naacl.235.pdf>

² ²² https://www.qaa.ac.uk/docs/qaa/quality-code/doctoral-degree-characteristics-statement-2020.pdf?sfvrsn=a3c5ca81_14
https://www.qaa.ac.uk/docs/qaa/quality-code/doctoral-degree-characteristics-statement-2020.pdf?sfvrsn=a3c5ca81_14

³ <https://www.eua.eu/publications/positions/salzburg-ii-recommendations.html>
<https://www.eua.eu/publications/positions/salzburg-ii-recommendations.html>

⁴ <https://in.uken.krakow.pl/wp-content/uploads/sites/33/2020/02/Zasady-i-tryb-post%C4%99powania-w-sprawie-nadania-stopnia-doktora.pdf>
<https://in.uken.krakow.pl/wp-content/uploads/sites/33/2020/02/Zasady-i-tryb-post%C4%99powania-w-sprawie-nadania-stopnia-doktora.pdf>

⁵ <https://arxiv.org/abs/2310.04815>
<https://arxiv.org/abs/2310.04815>

⁶ <https://www.cos.io/initiatives/prereg>
<https://www.cos.io/initiatives/prereg>

⁷ <https://www.cos.io/initiatives/top-guidelines>
<https://www.cos.io/initiatives/top-guidelines>

⁸ <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2590291125003456>
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2590291125003456>

⁹ ¹⁵ ²⁴ <https://www.nature.com/articles/s41586-024-07566-y>
<https://www.nature.com/articles/s41586-024-07566-y>

¹⁰ <https://aclanthology.org/2024.findings-naacl.228.pdf>
<https://aclanthology.org/2024.findings-naacl.228.pdf>

¹¹ ¹⁹ <https://arxiv.org/html/2501.05727v2>
<https://arxiv.org/html/2501.05727v2>

¹³ <https://research.google/blog/codeclm-aligning-language-models-with-tailored-synthetic-data/>
<https://research.google/blog/codeclm-aligning-language-models-with-tailored-synthetic-data/>

¹⁴ ²³ <https://aclanthology.org/2025.findings-naacl.299.pdf>
<https://aclanthology.org/2025.findings-naacl.299.pdf>

¹⁶ <https://arxiv.org/html/2410.13098v1>
<https://arxiv.org/html/2410.13098v1>

¹⁸ <https://aclanthology.org/2025.emnlp-main.1506.pdf>

<https://aclanthology.org/2025.emnlp-main.1506.pdf>

²⁰ <https://www.nature.com/articles/sdata201618>

<https://www.nature.com/articles/sdata201618>

²¹ https://ebibojs.pl/index.php/wydawnictwa_zwarte/article/view/650

https://ebibojs.pl/index.php/wydawnictwa_zwarte/article/view/650