

# عامل های حل کننده مسائل NP Complete

ارائه دهندگان: مهدی نائینی و بابک حسینی محتشم و محمد طاهای مجلسی  
اساتید: جناب آقای دکتر محمد جواد دوستی و یدالله یعقوب زاده

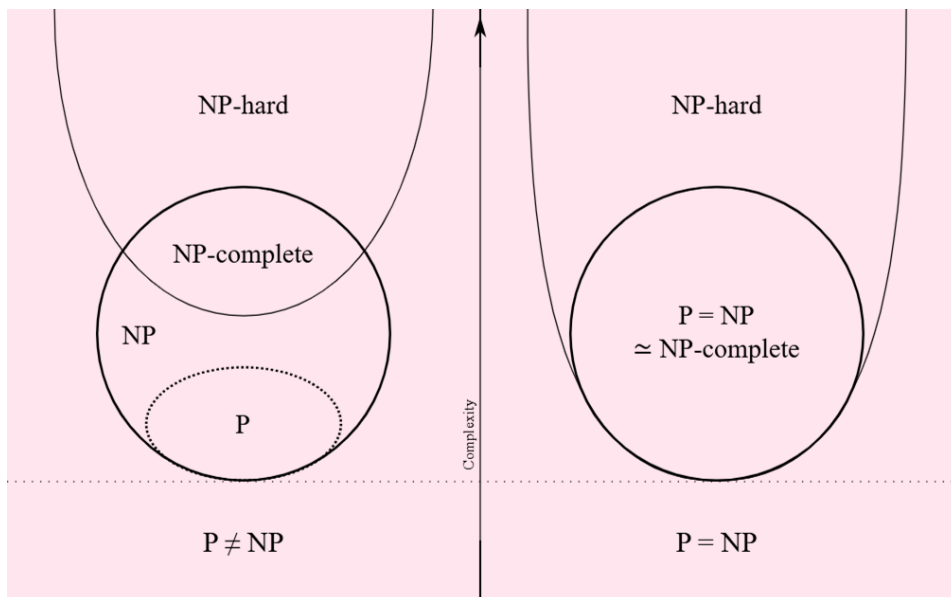
شهریور ۱۴۰۴

# فهرست مطالب



## مسائل NP:

مسائل NP یا (Nondeterministic Polynomial time) دسته ای از مسائل در علوم کامپیوتر هستند که بررسی صحت یک جواب پیشنهادی برای آن‌ها در زمان چندجمله ای (Polynomial time) امکان پذیر است ولی پیدا کردن خود جواب ممکن است بسیار سخت و زمان بر باشد. به عبارت دیگر اگر کسی یک پاسخ برای چنین مسائلی به ما بدهد، می‌توانیم به سرعت (در زمان چندجمله ای) بررسی کنیم که آیا آن پاسخ درست است یا خیر. بسیاری از مسائل معروف مانند مسئله فروشنده دوره گرد و مسئله 3SAT در این دسته قرار دارند. اهمیت مسائل NP در این است که ارتباط نزدیکی با مفهوم NP-Complete دارند. یعنی مسائلی که اگر حتی یکی از آن‌ها در زمان چندجمله ای حل شود، تمام مسائل NP نیز به طور کارآمد حل خواهند شد.



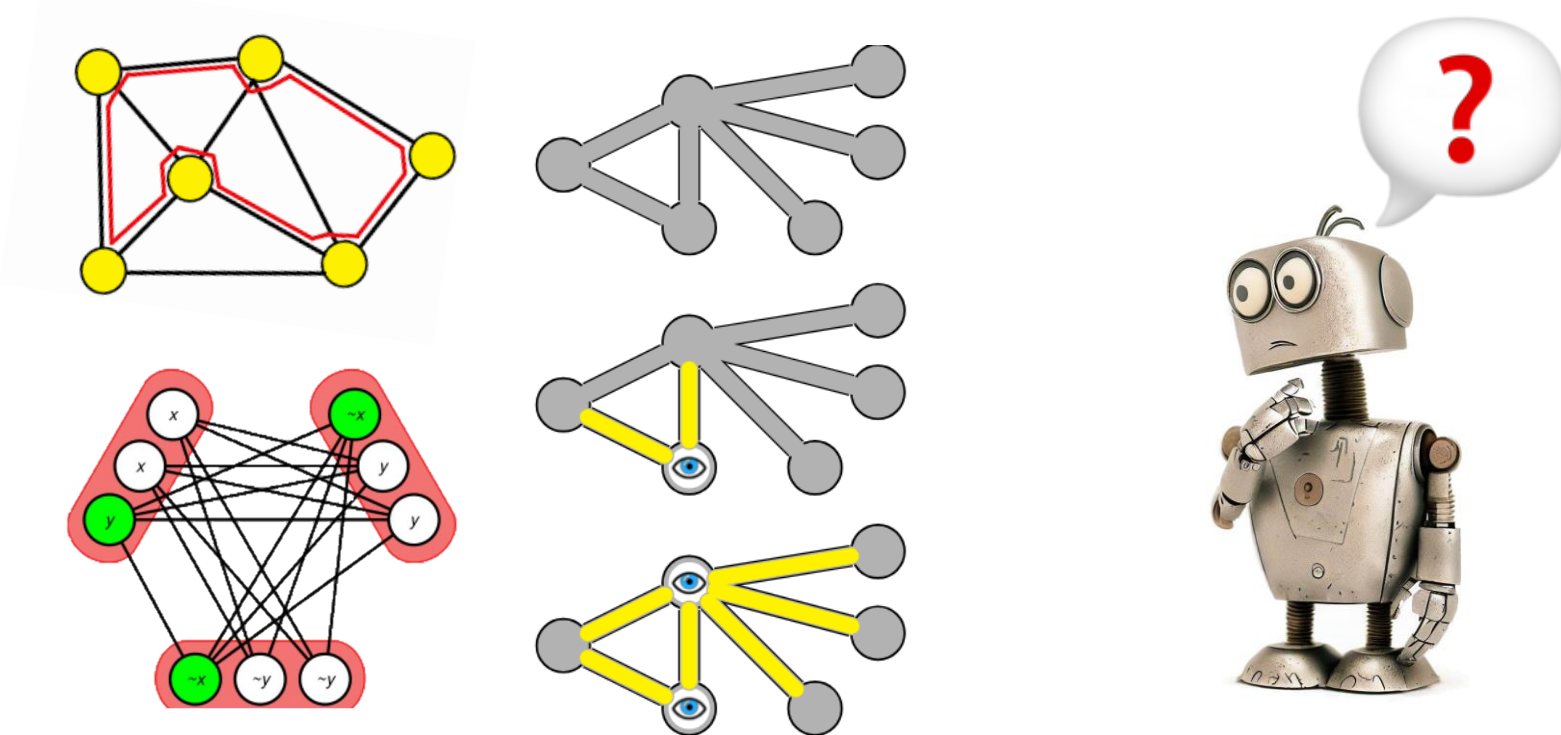
### Comparison between P, NP, NP-Hard and NP-Complete

Problem Type	Verifiable in P time	Solvable in P time
P	Yes	Yes
NP	Yes	Yes or No *
NP-Complete	Yes	Unknown
NP-Hard	Yes or No **	Unknown

- \* An NP problem that is also P is solvable in Polynomial time.
- \*\* An NP-Hard problem that is also NP-Complete is verifiable in P time.

## حل مسائل NP:

مدل‌های زبانی بزرگ (LLMs) در سال‌های اخیر توانایی بالایی در تشخیص الگو و استدلال نشان داده‌اند. در این پروژه، ما به بررسی امکان استفاده از این مدل‌ها برای حل مسائل NP-Complete مانند مسیر همیلتونی (HAM-PATH) و مسئله 3SAT می‌پردازیم. همچنین روش‌هایی برای بهبود عملکرد آن‌ها بررسی می‌کنیم از جمله استفاده از ابزارهای کمکی و ریزتنظیم مدل‌های کوچک‌تر. نتایج نشان می‌دهد که اگرچه مدل‌های آماده در حل این مسائل با محدودیت مواجه‌اند، اما می‌توانند چشم‌اندازی نو برای حل مسائل محاسباتی پیچیده و توسعه حل‌کننده‌های قدرتمندتر فراهم کنند.



مجموعه داده

روش‌های مرجع

پیشنهادهای روش‌های

آزمایش‌ها و نتایج

منابع

## حل مسائل NP:

بسیاری از چالش های مهم محاسباتی در حوزه هایی مانند لجستیک، زمان بندی، راستی آزمایی سخت افزار و تخصیص منابع در دسته ی مسائل NP-Complete قرار می گیرند. این مسائل به دلیل رشد نمایی پیچیدگی با افزایش اندازه ی ورودی، به سختی حل می شوند.

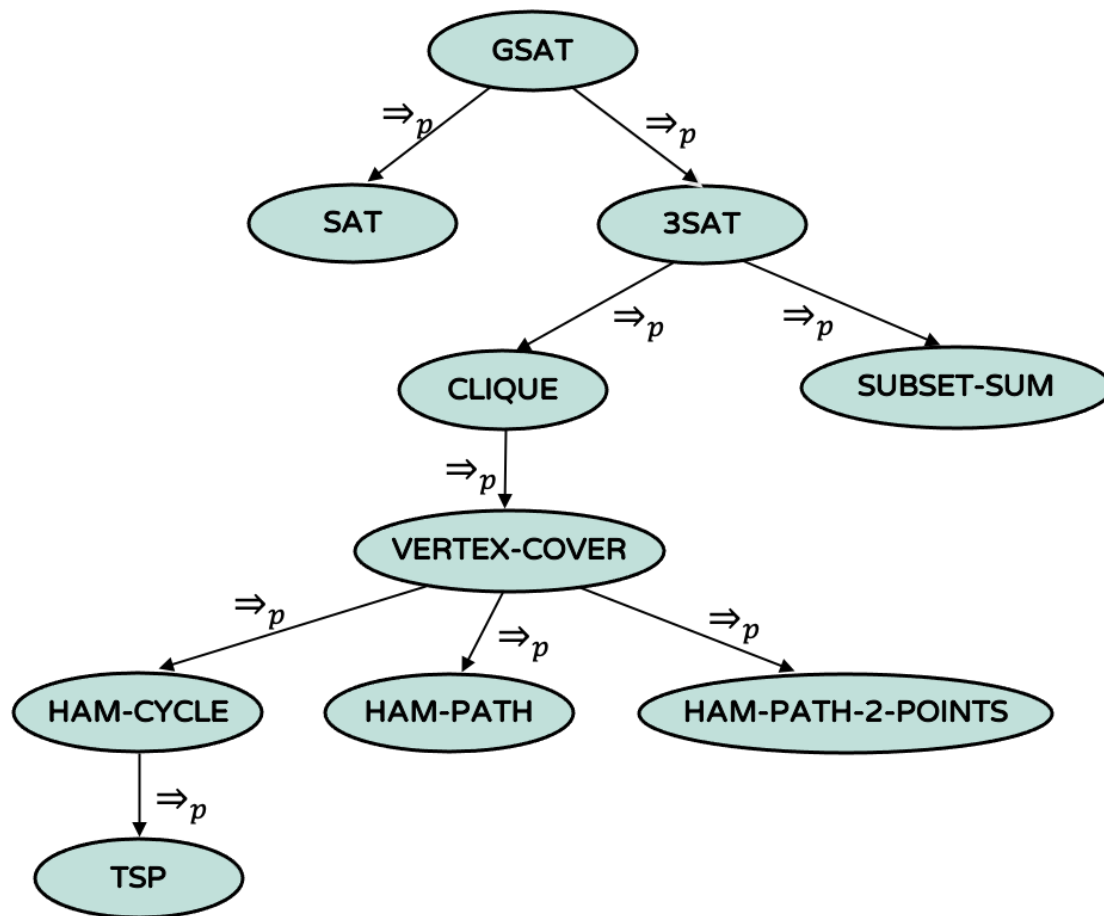
اهمیت عملی مسائل NP-Complete باعث شده است که ابزارهای پیشرفته ای مانند SMT Solver ها مانند Z3 توسعه پیدا کنند. این ابزارها، که حتی در زبان هایی مثل Python نیز یکپارچه سازی شده اند، حل نمونه های پیچیده را ساده تر می سازند. با این حال، علی رغم کارایی بالا و سر بار کم، پیچیدگی زمانی آن ها همچنان نمایی باقی می ماند.

هدف این پروژه، ابتدا تحلیل توانایی LLM ها در حل مسائل NP-Complete و سپس بهبود آن ها با روش های مختلف است؛ از جمله تجهیز عامل های زبانی به ابزارهای مفید یا ریزتنظیم مدل های کوچک تر. فرضیه ی ما این است که مدل های زبانی بزرگ به دلیل قابلیت تشخیص الگو و استنتاج در زمان چندجمله ای می توانند یاد بگیرند که راهبردها و روش های ابتکاری موثری بسازند.

پرسش های اصلی پژوهش ما:

- تا چه حد LLM های پیشرفته قادرند مستقیماً نمونه هایی از مسائل NP-Complete را حل کنند؟
- چه رابطه ای میان ویژگی های کلیدی یک نمونه از مسئله و احتمال حل درست آن توسط LLM وجود دارد؟
- آیا در برخی دسته های خاص از مسائل، LLM ها می توانند سریع تر از حل کننده های بهینه ای مثل Z3 به پاسخ برسند؟
- آیا ریزتنظیم یک مدل زبانی عمومی روی مجموعه ای از مسائل NP-Complete باعث افزایش تعمیم پذیری آن در نمونه های جدید می شود و می تواند به ایجاد یک حل کننده تخصصی و کارآمدتر بینجامد؟

## مسائل NP-Complete:

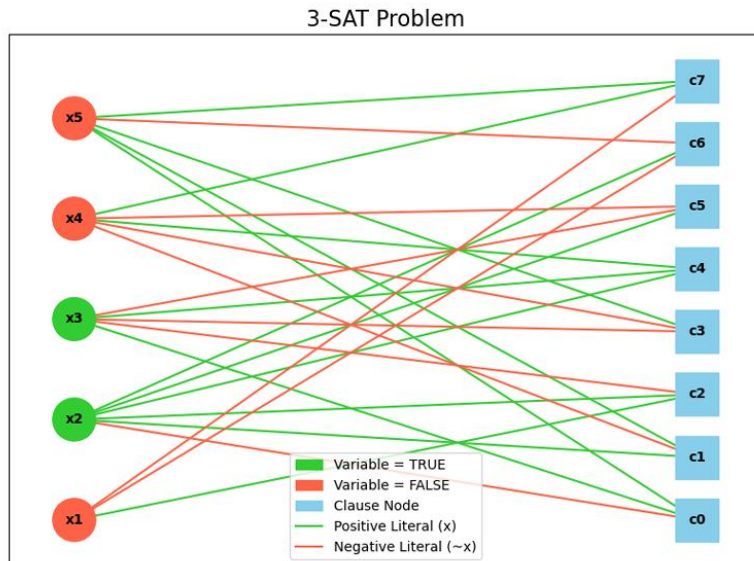


در نظریه پیچیدگی محاسباتی، کلاس NP شامل مسائلی است که برای آن‌ها، یک راه حل پیشنهادی می‌تواند در زمان چندجمله‌ای توسط یک ماشین تورینگ قطعی بررسی شود. یک مسئله زمانی به عنوان NP-Complete (NPC) طبقه‌بندی می‌شود که هم در NP باشد و هم هر مسئله دیگری در NP بتواند در زمان چندجمله‌ای به آن کاهش یابد. این ویژگی باعث می‌شود مسائل NP-Complete سخت‌ترین مسائل محاسباتی در کلاس NP باشند. به این معنا که یافتن یک الگوریتم چندجمله‌ای برای حتی یک مسئله NP-Complete، به معنای وجود الگوریتم چندجمله‌ای برای همه مسائل NP خواهد بود.

در ادامه ی این ارائه ما شش مسئله NP-Complete را که برای پژوهش خود انتخاب کرده ایم را معرفی خواهیم کرد.

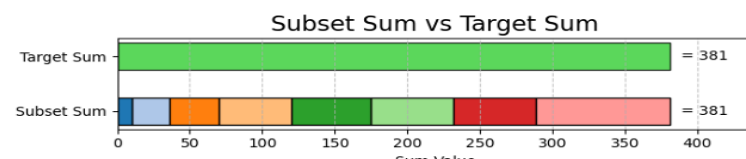
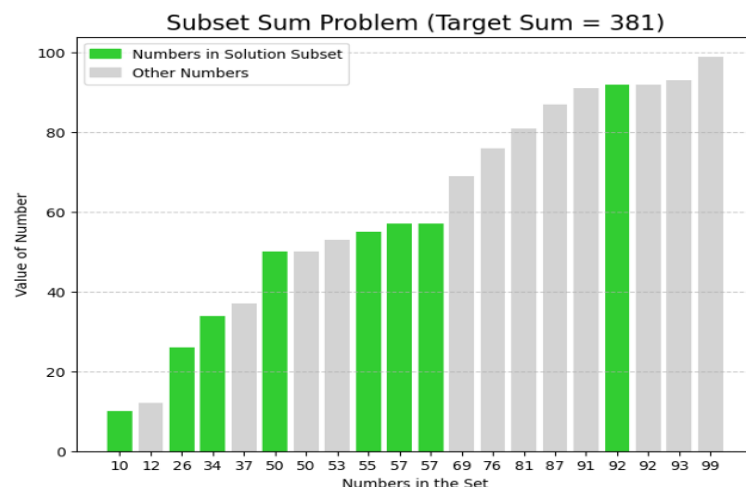
## ۱. مسئله 3SAT:

مسئله 3SAT اولین مسئله‌ای است که توسط قضیه کوک لوین به عنوان NP-Complete اثبات شد و به همین دلیل یکی از پایه‌های نظریه پیچیدگی محاسباتی به شمار می‌رود. این مسئله به این شکل تعریف می‌شود که با توجه به یک فرمول بولی  $\Phi$  شامل متغیرها و عملگرهای  $\text{AND } (\wedge)$ ،  $\text{OR } (\vee)$  و  $\text{NOT } (\neg)$ ، آیا تخصیصی از مقادیر TRUE و FALSE به متغیرها  $\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$  وجود دارد که کل فرمول  $\Phi$  را صحیح کند؟ اگر چنین تخصیصی موجود باشد، فرمول قابل رضایت است. در غیر این صورت، غیرقابل رضایت است.



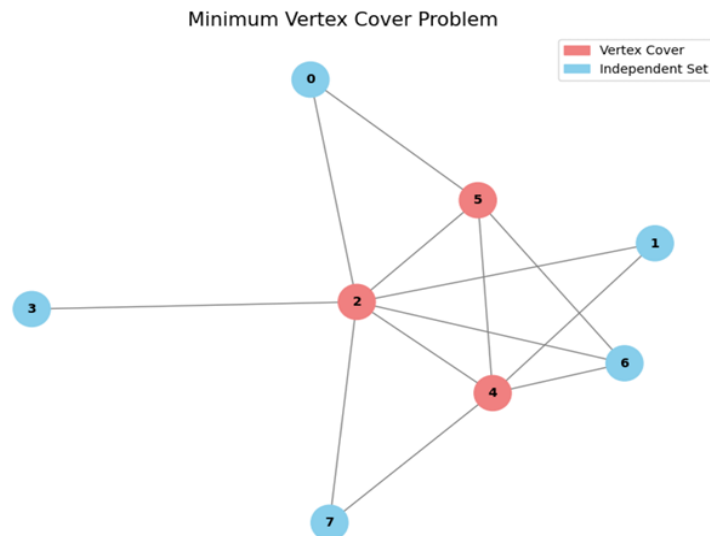
## ۲. مسئله Subset Sum:

مسئله مجموع زیرمجموعه ها (Subset Sum Problem – SSP) یکی دیگر از مسائل NP-Complete است. این مسئله به این صورت تعریف می‌شود: با توجه به یک مجموعه (یا چندمجموعه) از اعداد صحیح  $S = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$  و یک عدد هدف  $T$ ، آیا زیرمجموعه‌ای  $S' \subseteq S$  وجود دارد که مجموع عناصر آن دقیقاً برابر با  $T$  باشد؟



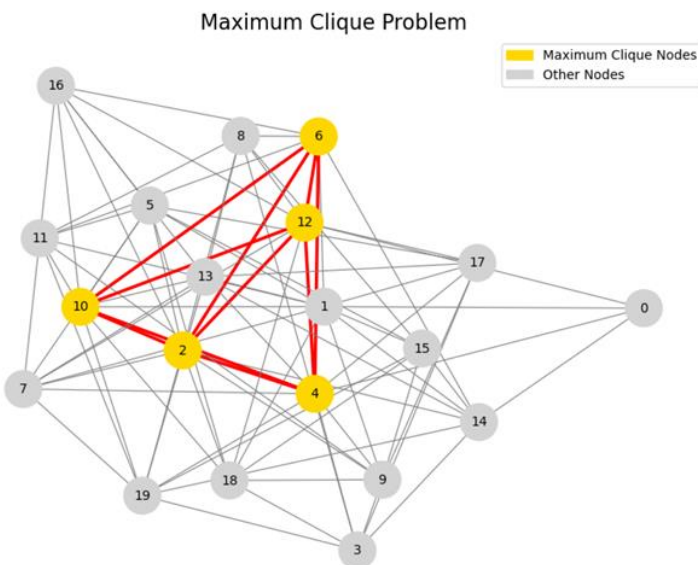
### ۳. مسئله Minimum Vertex Cover

در نظریه گراف ها، مسئله پوشش راس (Vertex Cover) یعنی یک گراف بدون جهت  $G = (V, E)$  با مجموعه ای از رئوس  $C \subseteq V$  است به طوری که برای هر یال  $(u, v) \in E$ ، حداقل یکی از رئوس انتهایی آن در  $C$  قرار داشته باشد. به زبان ساده مجموعه  $C$  تمام یال های گراف را پوشش می دهد.



### ۴. مسئله Maximum Clique

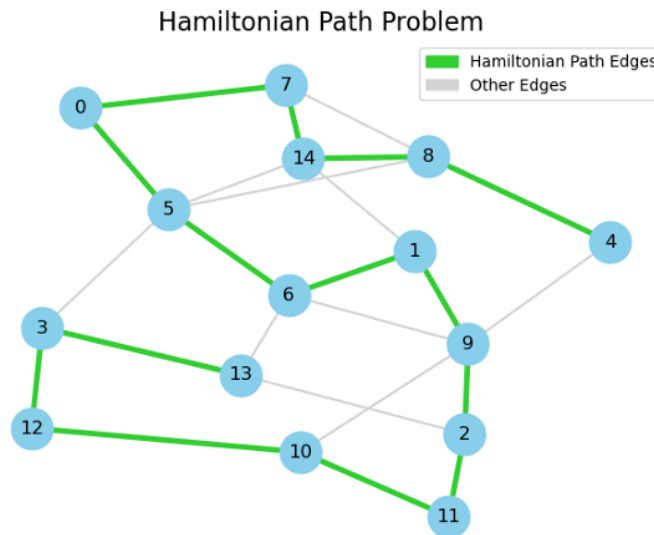
در نظریه گراف ها، کلیک (Clique) زیرمجموعه ای از رئوس یک گراف بدون جهت  $G = (V, E)$  است که هر دو رأس متمایز در آن به هم متصل باشند. یعنی زیرگراف القا شده کامل است. کلیکی با اندازه  $k$  معمولاً به نام  $k$ -Clique شناخته می شود. مسئله به این صورت تعریف می شود که با توجه به یک گراف بدون جهت  $G = (V, E)$  و یک عدد صحیح مثبت  $k \leq |V|$ ، آیا مجموعه ای از رئوس  $C \subseteq V$  با اندازه  $|C| \geq k$  وجود دارد که یک کلیک تشکیل دهد؟





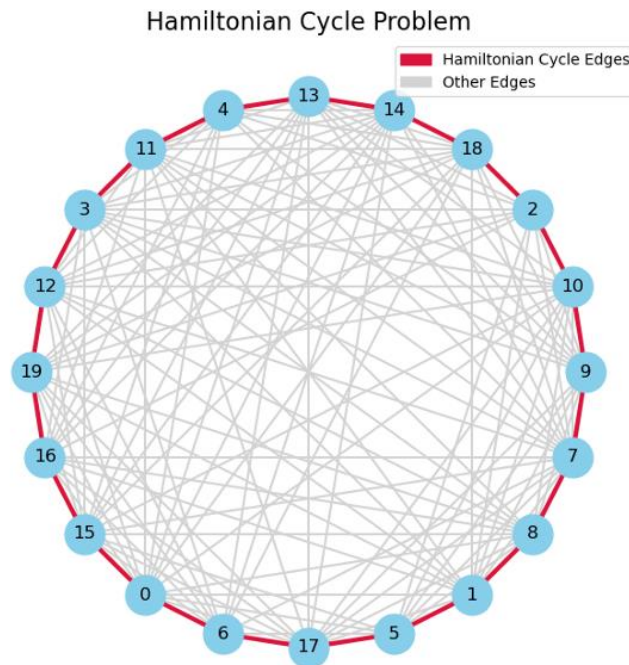
## ۵. مسئله Hamiltonian Path :

در نظریه گراف ها، مسیر همیلتونی (Hamiltonian Path) مسیری در یک گراف بدون جهت یا جهت دار  $G=(V,E)$  است که هر رأس دقیقا یک بار بازدید شود. تعیین وجود چنین مسیری یکی از مسائل کلاسیک و دشوار محاسباتی است. مسئله به این صورت تعریف می شود که با توجه به گراف  $G=(V,E)$ ، آیا ترتیب رئوسی  $v_1$  تا  $v_n$  وجود دارد که هر رأس دقیقا یکبار در آن ظاهر شود و هر جفت متوالی رئوس  $(v_i, v_{i+1})$  یک یال در  $E$  باشد؟



## ۶. مسئله Hamiltonian Cycle :

مسئله چرخه همیلتونی (Hamiltonian Cycle) مسئله ای نزدیک به مسیر همیلتونی است. در نظریه گراف ها، چرخه همیلتونی مسیری در گراف بدون جهت یا جهت دار  $G=(V,E)$  است که هر رأس دقیقا یک بار بازدید شود و در نهایت به رأس شروع بازگردد. مسئله به این صورت تعریف می شود که با توجه به گراف  $G=(V,E)$ ، آیا چرخه ای وجود دارد که هر رأس در  $V$  را دقیقا یکبار شامل شود (به جز رأس شروع و پایان که یکسان اند)؟



## تولید داده‌ها برای مسائل NP-Complete:

یکی از چالش‌های اصلی در ارزیابی مدل‌های زبانی بزرگ روی مسائل NP-Complete، کمبود داده‌های معیار بزرگ و متنوع است. برای هر یک از شش مسئله انتخاب شده، ما مجموعه‌ای از نمونه‌ها به همراه راه‌حل‌های متناظر آن‌ها ایجاد کردیم. توجه داشته باشید که راه‌حل ایجاد شده الزاماً تنها راه‌حل مسئله نیست. برای اطمینان از قابل حل بودن نمونه‌ها، ابتدا یک راه‌حل تصادفی ساخته شده و سپس نمونه‌ای تولید می‌شود که توسط آن راه‌حل برآورده شود.

## روش تولید نمونه‌ها:

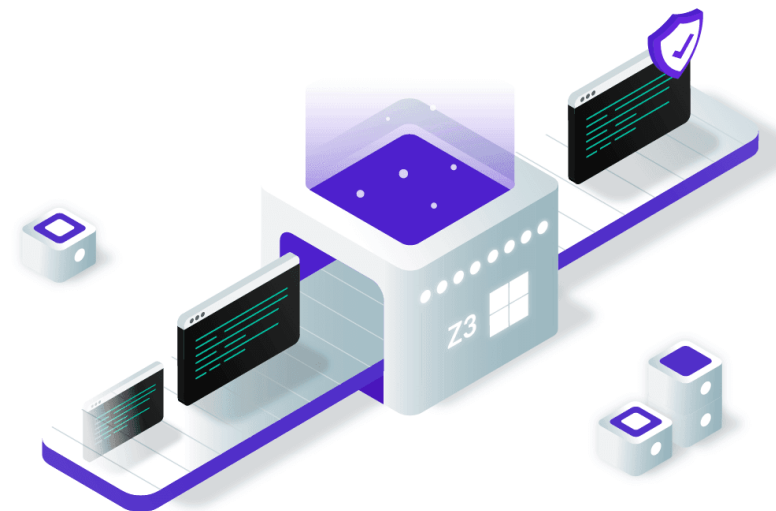
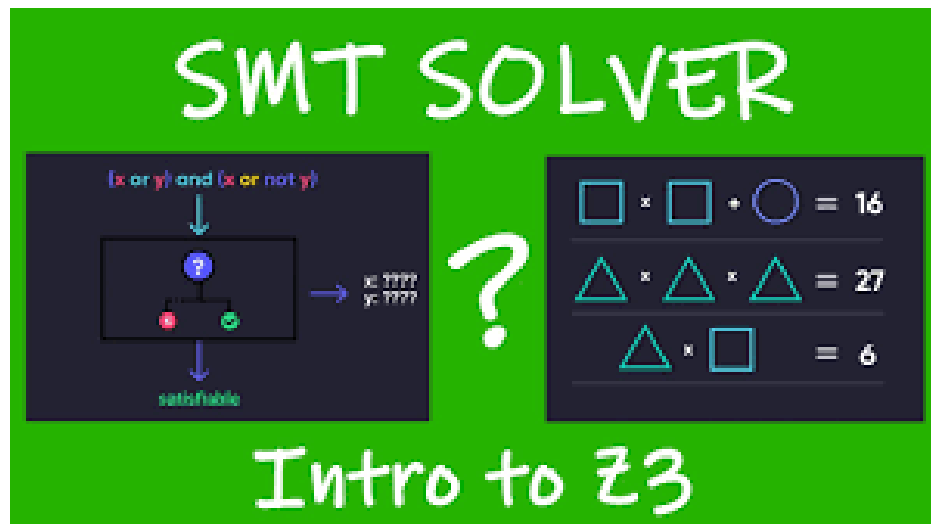
برای هر مسئله، الگوریتم‌های خاصی طراحی شد. به عنوان مثال در 3SAT ابتدا یک تخصیص تصادفی به متغیرها داده شد و سپس هر بند شرطی (clause) طوری تنظیم شد که با راه‌حل مطابقت داشته باشد. در Subset Sum، زیرمجموعه‌ای به عنوان راه‌حل انتخاب شد و اعداد باقی‌مانده تصادفی تولید شدند تا مجموعه کامل شکل بگیرد. برای مسائل گرافی مثل Minimum Vertex Cover، Maximum Clique، Hamiltonian Path و Hamiltonian Cycle، الگوریتم‌ها شامل ایجاد ساختار پایه گراف (backbone) مطابق با راه‌حل و سپس افزودن یال‌های اضافی برای کنترل پیچیدگی و اتصال گراف بودند.

## کنترل و پارامترها:

این روش‌ها امکان کنترل دقیق دشواری مسئله و ویژگی‌های نمونه‌ها را از طریق پارامترهایی مانند تعداد متغیرها یا رئوس، نسبت زیرمجموعه‌ها یا کلیک‌ها، چگالی یال‌ها و محدوده اعداد فراهم می‌کنند. همچنین برای هر مسئله، تابعی برای بررسی صحت راه‌حل، تابعی برای نمایش آن و امکان حل نمونه با استفاده از Z3 آماده شد تا ارزیابی مدل‌ها به شکل کامل و استاندارد انجام شود.

## Z3 Theorem Prover

Z3 یک حل کننده قدرتمند (Satisfiability Modulo Theories) SMT است که توسط مایکروسافت توسعه یافته و برای حل محدودیت های پیچیده طراحی شده است. این ابزار در زمینه هایی مانند راستی آزمایی نرم افزار، اجرای سمبولیک و تحلیل پیشرفته برنامه ها کاربرد دارد. Z3 به عنوان یک حل کننده دقیق، تضمین می کند که اگر راه حلی وجود داشته باشد آن را پیدا کند یا ثابت کند که هیچ راه حلی وجود ندارد. برای شش مسئله NP-Complete مورد مطالعه، مدل هایی با استفاده از API پایتون Z3 ساخته شد تا محدودیت های هر نمونه به دقت کدگذاری شود. با این حال، پیچیدگی زمانی آن در بدترین حالت همچنان نمایی است. فرضیه اصلی ما این است که LLM ها با قابلیت استنتاج در زمان چندجمله ای می توانند نقش حل کننده های ابتکاری (heuristic) را داشته باشند و افزایش دقت آن ها می تواند منجر به مدل هایی با دقت بالا و زمان اجرا چندجمله ای شود.



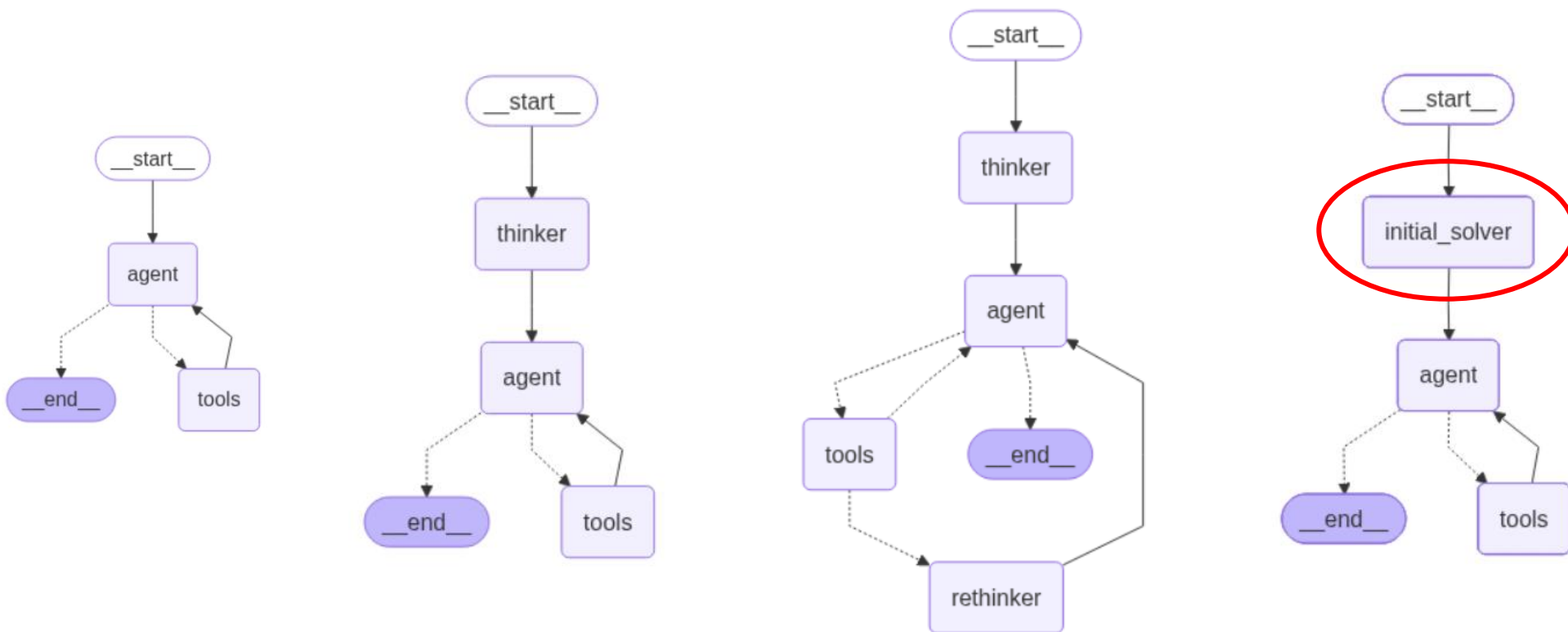
## Base LLM (Gemini 2.5 Flash)

Baseline دوم ما یک مدل زبانی بزرگ پیشرفته است که تعادل مناسبی بین عملکرد، هزینه و سرعت استنتاج دارد. ما مدل Gemini 2.5 Flash را انتخاب کردیم، زیرا مدل های قوی تر مانند Gemini 2.5 Pro یا GPT-4o با هزینه محاسباتی و تاخیر بسیار بالا مناسب این کار نیستند، در حالی که Z3 می تواند مسائل را سریع تر حل کند. برای ارزیابی این baseline، از استراتژی Zero-Shot Prompting استفاده شد: برای هر نمونه مسئله، یک دستور طبیعی طراحی شد که مشکل را توصیف کرده و به مدل دستور می دهد پاسخ نهایی را در قالب ساختاریافته و قابل پردازش ارائه دهد. عملکرد این baseline نشان می دهد که حتی یک LLM عمومی قدرتمند بدون آموزش تخصصی یا ابزار کمکی توانایی حل مسائل محاسباتی پیچیده را دارد.



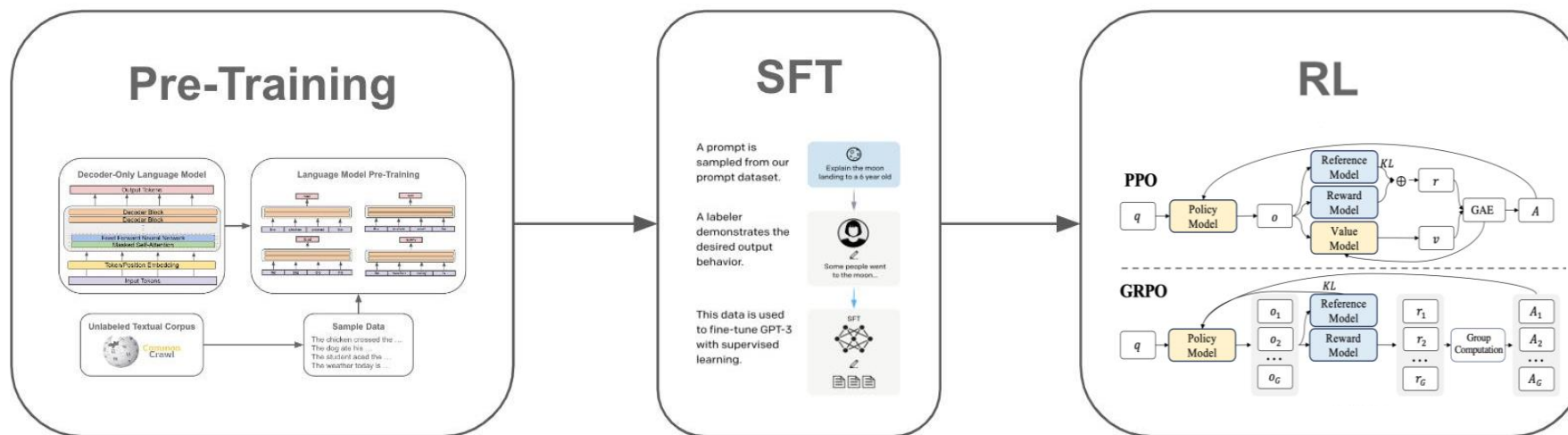
## Agent:

پس از ساخت دیتاست مصنوعی همراه با راه حل های زیر بهینه، هدف ما استفاده از توان مدل های زبانی بزرگ (LLMها) در محیط های عامل محور (Agentic) است تا شباهت پاسخ آن ها را با راه حل های ما اندازه گیری کنیم. برای این منظور از API رایگان مدل Gemini به عنوان عامل اصلی استفاده کردیم. با طراحی پرامپت های مختلف، ابزارهای ابتکاری و قالب بندی متفاوت در اختیار عامل قرار داده شد تا خود تصمیم بگیرد چه زمانی از هر ابزار استفاده کند. پس از تولید پاسخ، صحت آن بررسی می شود تا مطمئن شویم راه حل معتبر است و حداقل به خوبی راه حل زیر بهینه ما عمل می کند.



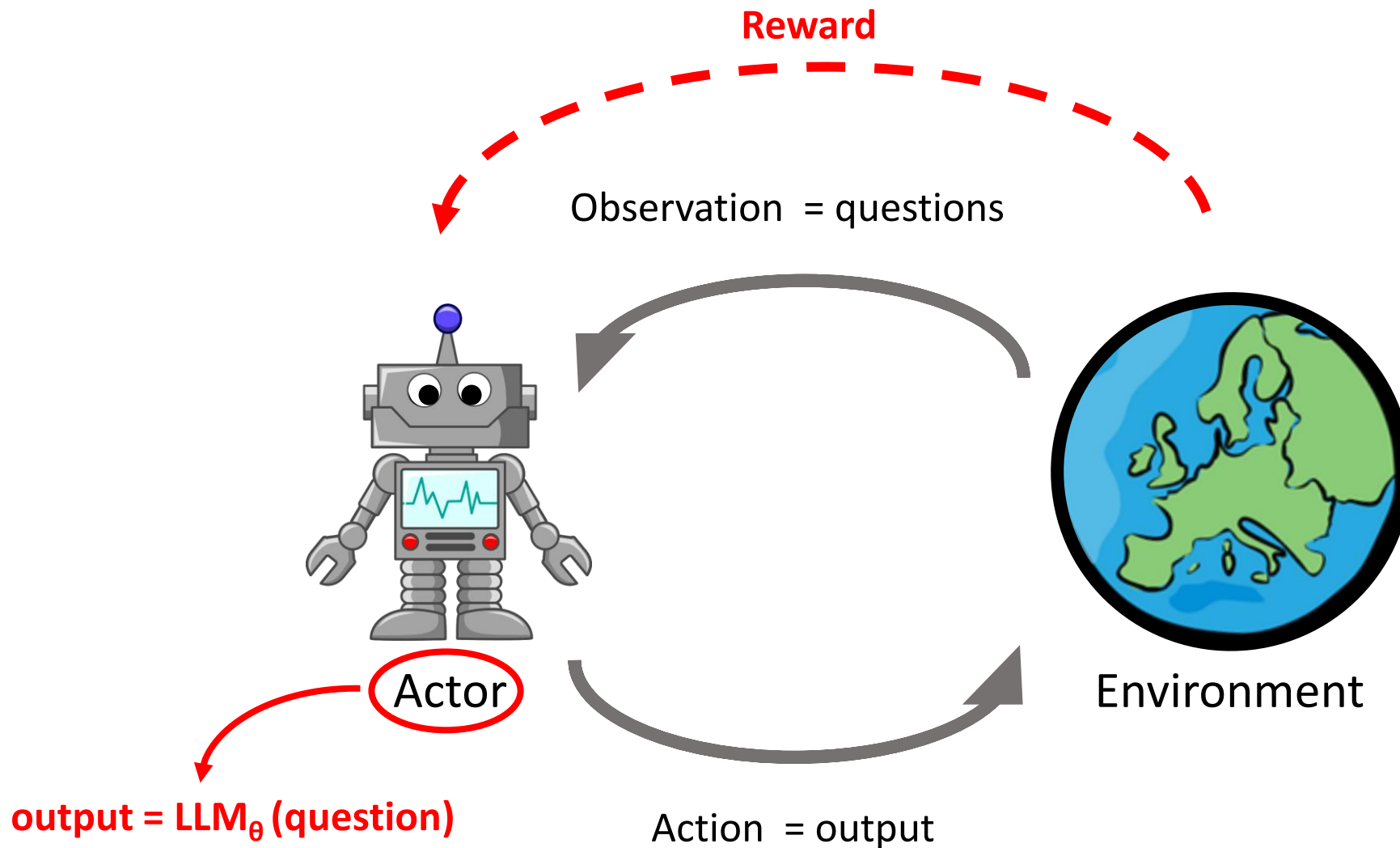
## SFT + RL

برای افزایش دقت مدل، بدون کاهش سرعت استنتاج یا افزایش تعداد توکن خروجی، روش های پرامپتینگ مختلف مانند تشویق به استدلال گام به گام یا تفکر الگوریتمی آزمایش شدند. همچنین یک مدل کوچکتر با SFT (Supervised Fine-Tuning) برای یادگیری ساختار و فرمت کلی و سپس با RL مانند روش GRPO برای تولید راه حل های معتبر (نه لزوماً مشابه پاسخ ما) آموزش داده شد. برای هر مسئله، ۱۰۰ نمونه با مقادیر متغیر تولید و پرامپت های مربوطه به صورت دسته ای به مدل داده شدند. سپس خروجی ها استخراج و صحت آن ها بررسی شد.





## :Reinforcement learning



مقدمه

مجموعه داده

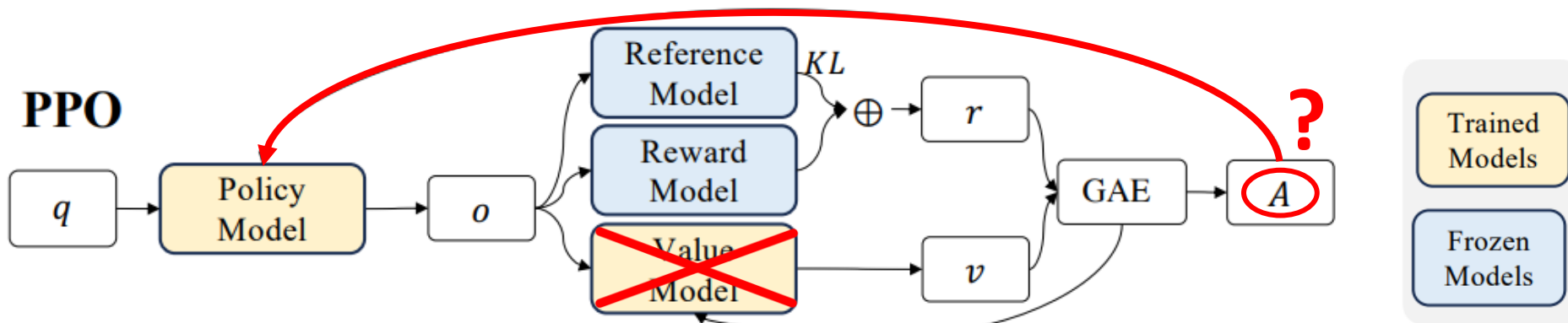
روش های مرجع

روش های پیشنهادی

آزمایش ها و نتایج

منابع

## :PPO

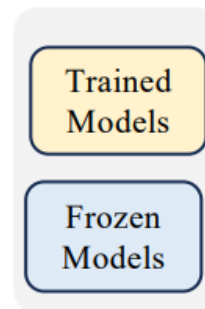
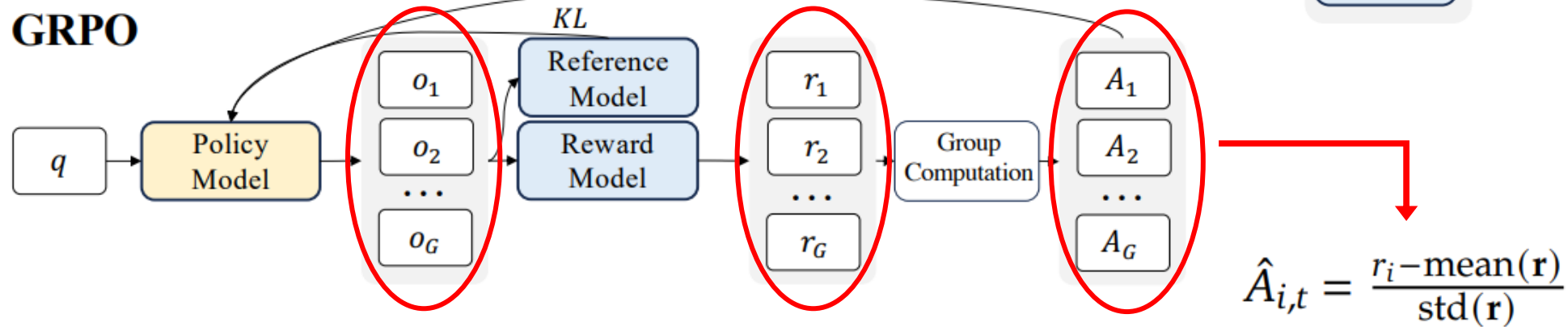
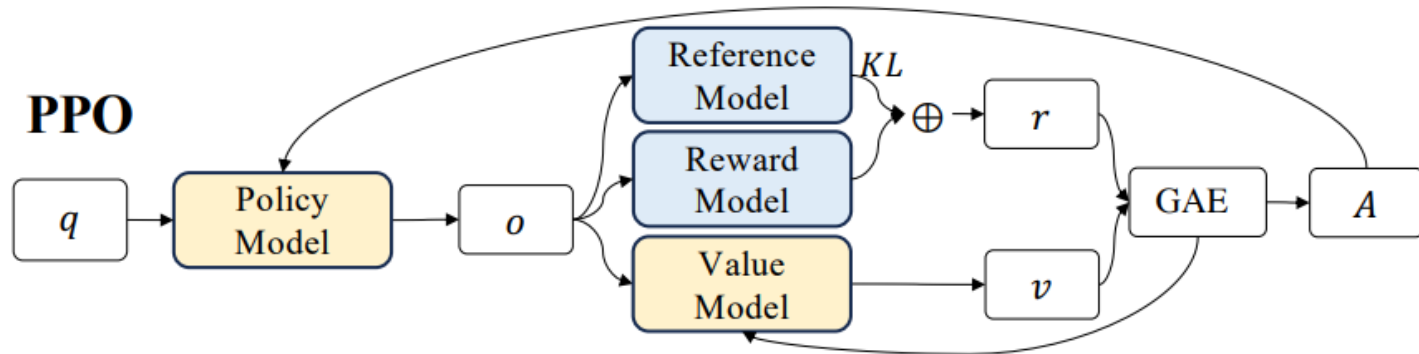


$$\mathcal{J}_{PPO}(\theta) = \mathbb{E}[q \sim P(Q), o \sim \pi_{\theta_{old}}(O|q)] \frac{1}{|o|} \sum_{t=1}^{|o|} \min \left[ \frac{\pi_{\theta}(o_t|q, o_{<t})}{\pi_{\theta_{old}}(o_t|q, o_{<t})} A_t, \text{clip} \left( \frac{\pi_{\theta}(o_t|q, o_{<t})}{\pi_{\theta_{old}}(o_t|q, o_{<t})}, 1 - \epsilon, 1 + \epsilon \right) A_t \right],$$

$$r_t = r_{\phi}(q, o_{\leq t}) - \beta \log \frac{\pi_{\theta}(o_t|q, o_{<t})}{\pi_{ref}(o_t|q, o_{<t})},$$

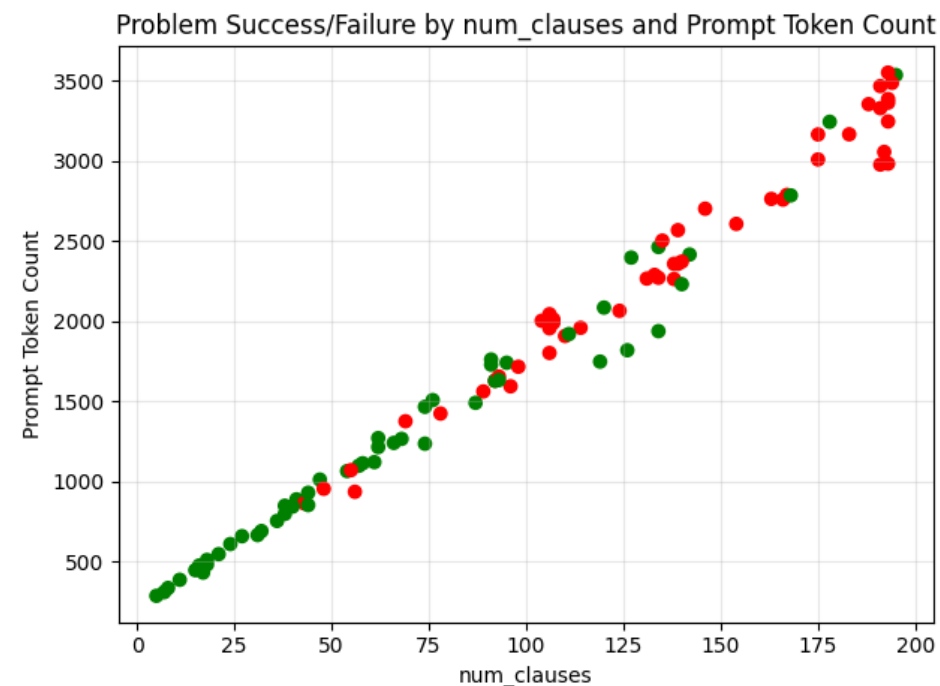
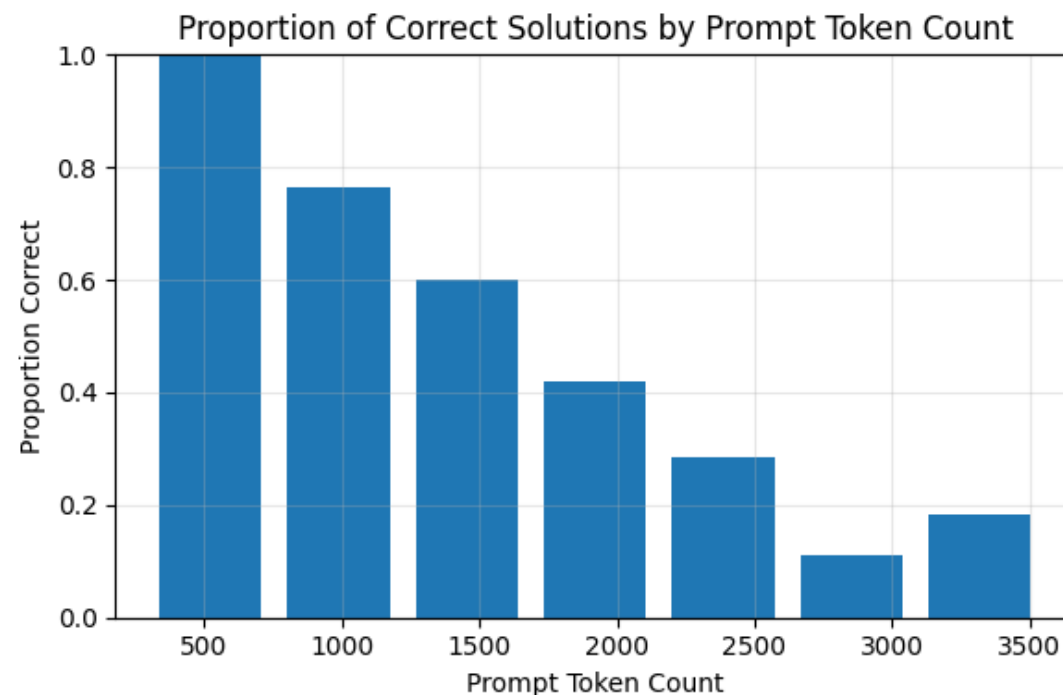
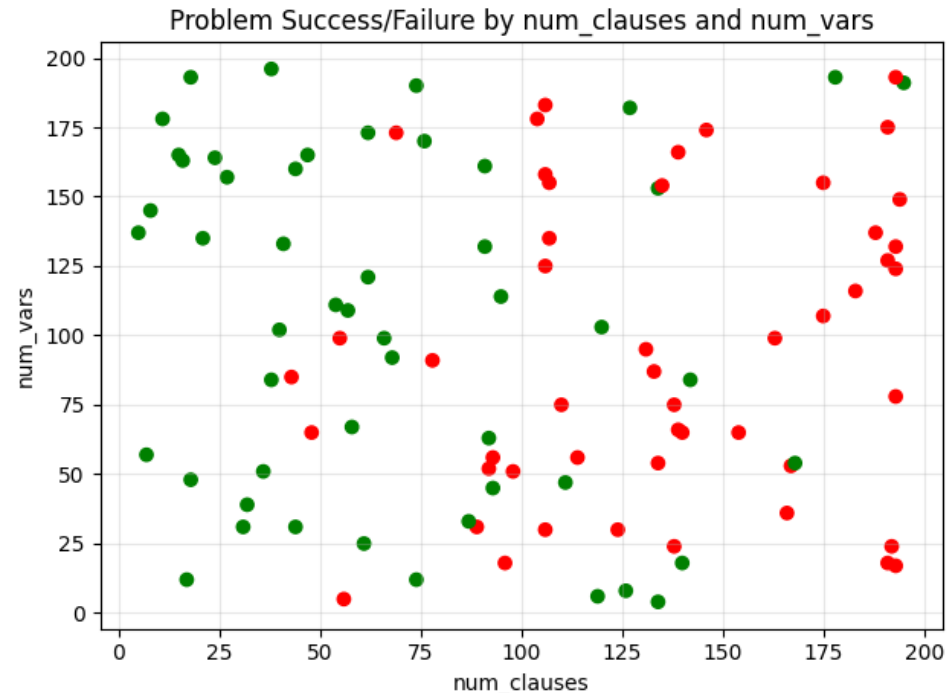


## :GRPO



مدل پایه مسائل را با چه دقت و سرعتی می‌تواند حل کند؟

## :Base LLM (Gemini 2.5 Flash) مسئله 3-SAT

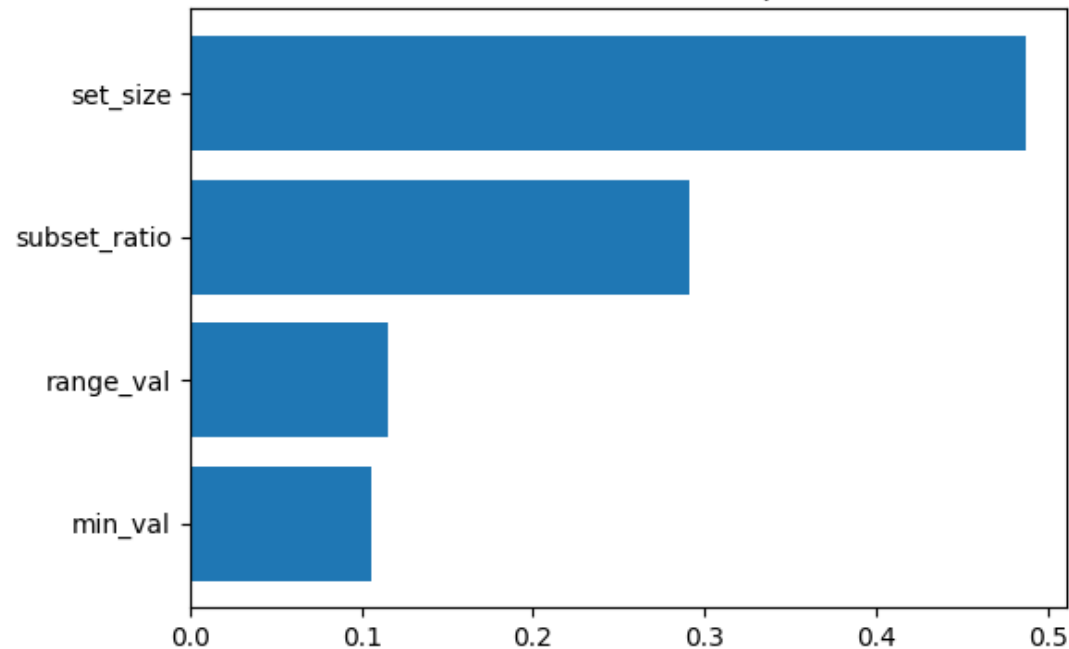


با اینکه تعداد متغیرها تاثیر بر فضای جستجوی پاسخ دارد ولی عملکرد مدل رابطه بیشتری با تعداد کلازها یا همان طول پرامپت دارد!

:Base LLM (Gemini 2.5 Flash)

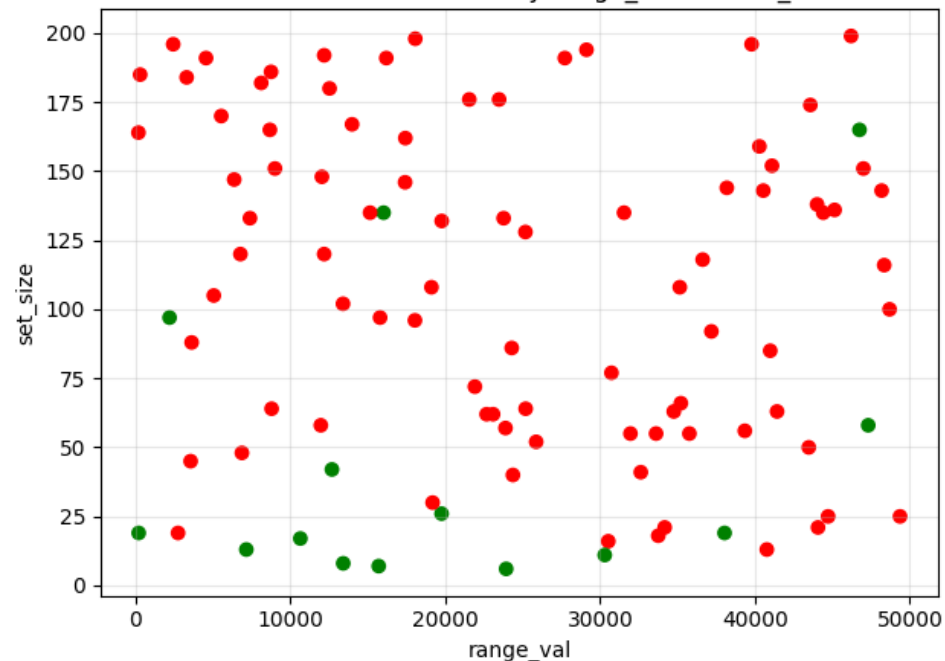
:مسئله Subset Sum

Random Forest Feature Importance

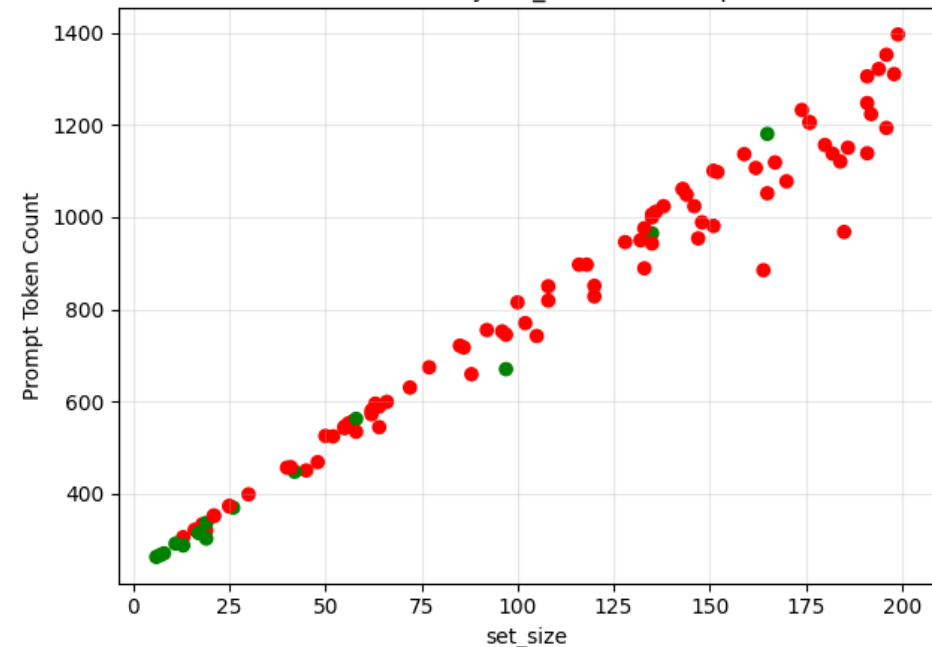


به طور مشابه در مسئله SSP هم پارامتر همبسته با طول پرامپت تاثیر بیشتری دارد. عملکرد مدل ضعیف تر است و بیشتر مسائل حتی با پرامپت با توکن کمتر نسبت به 3-SAT نمی تواند حل کند.

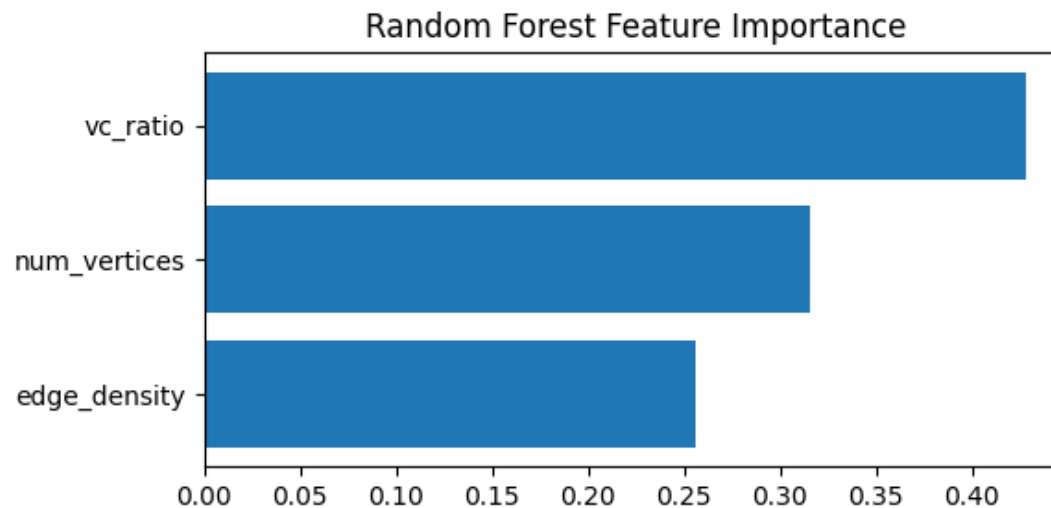
Problem Success/Failure by range\_val and set\_size



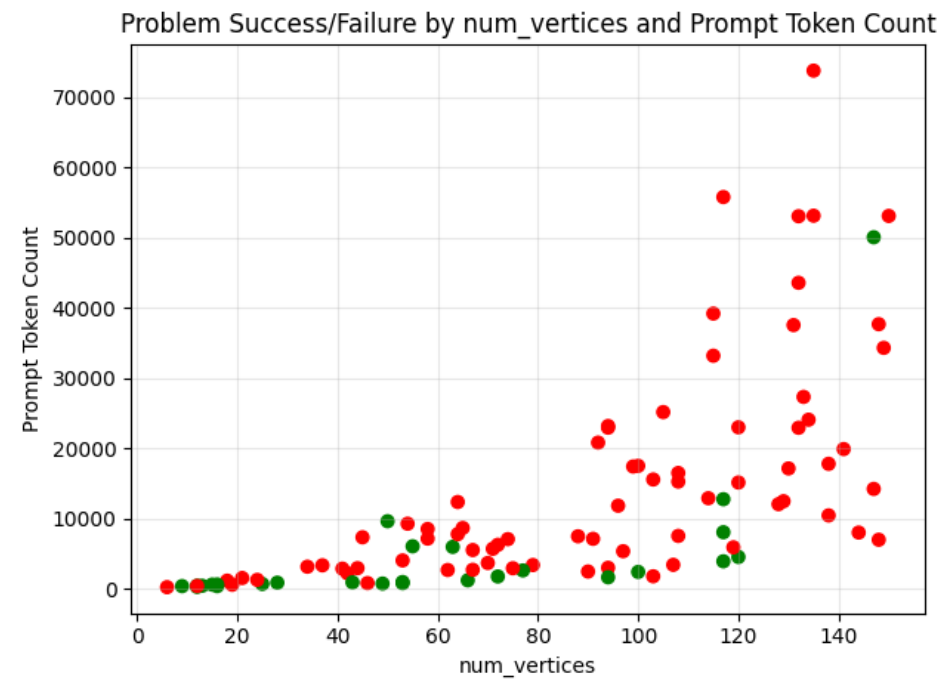
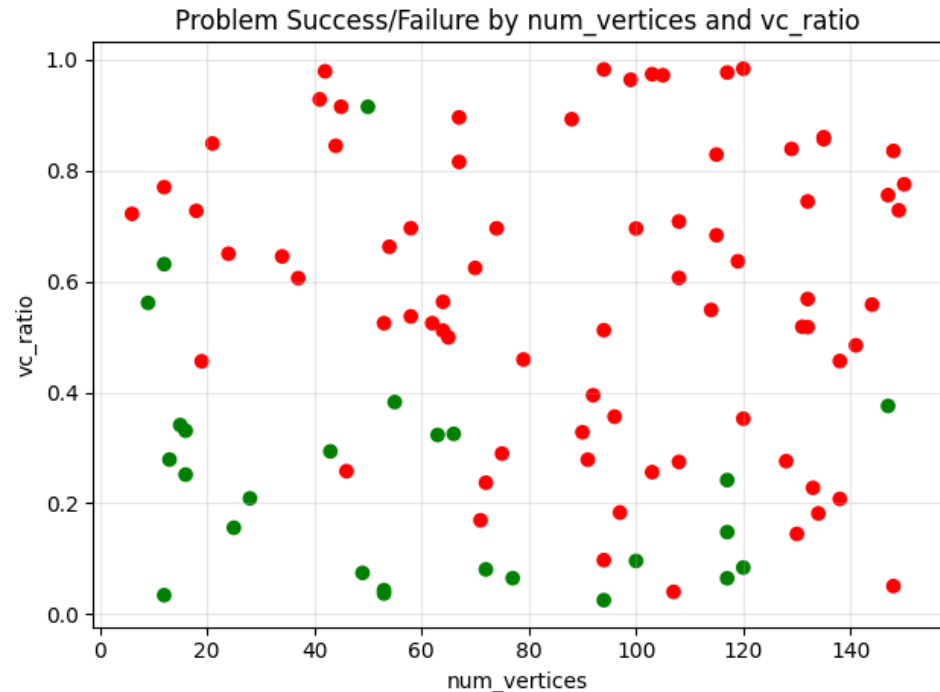
Problem Success/Failure by set\_size and Prompt Token Count



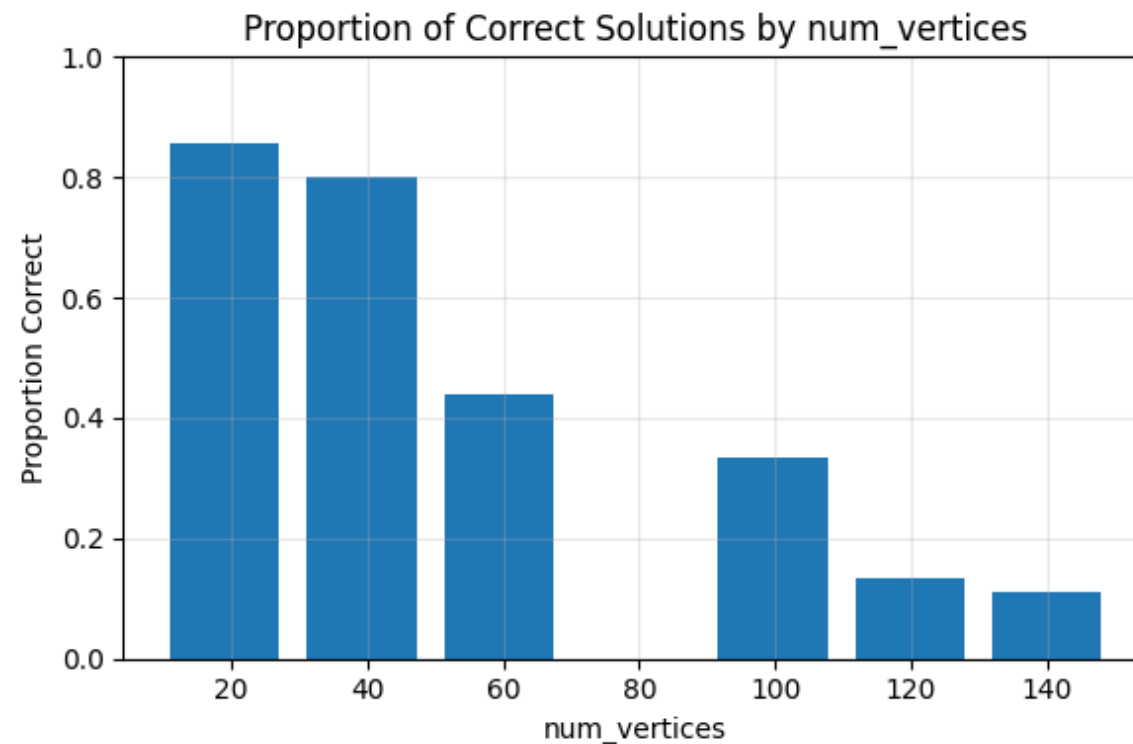
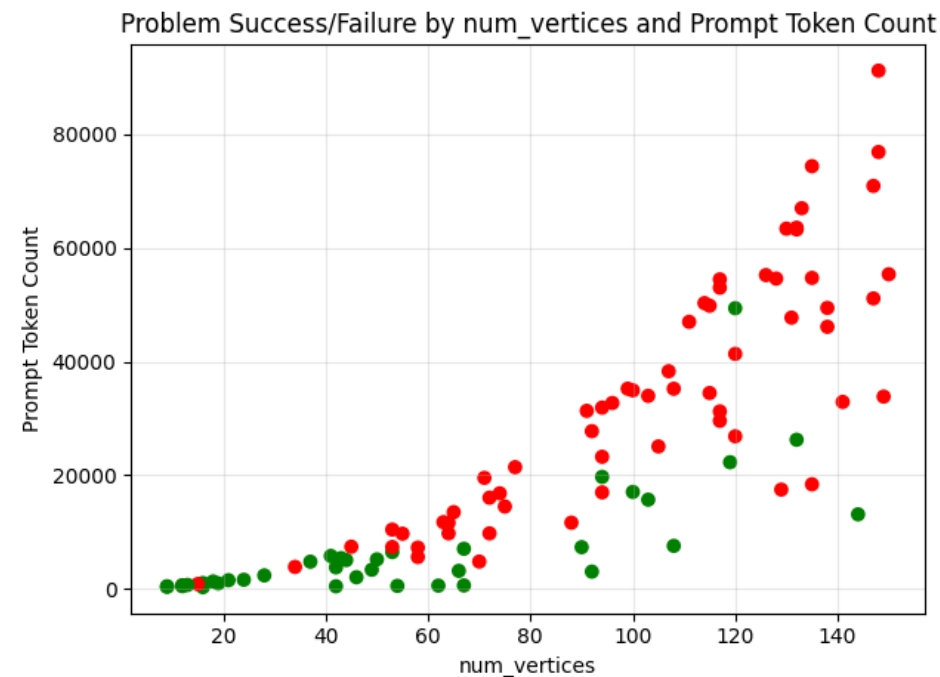
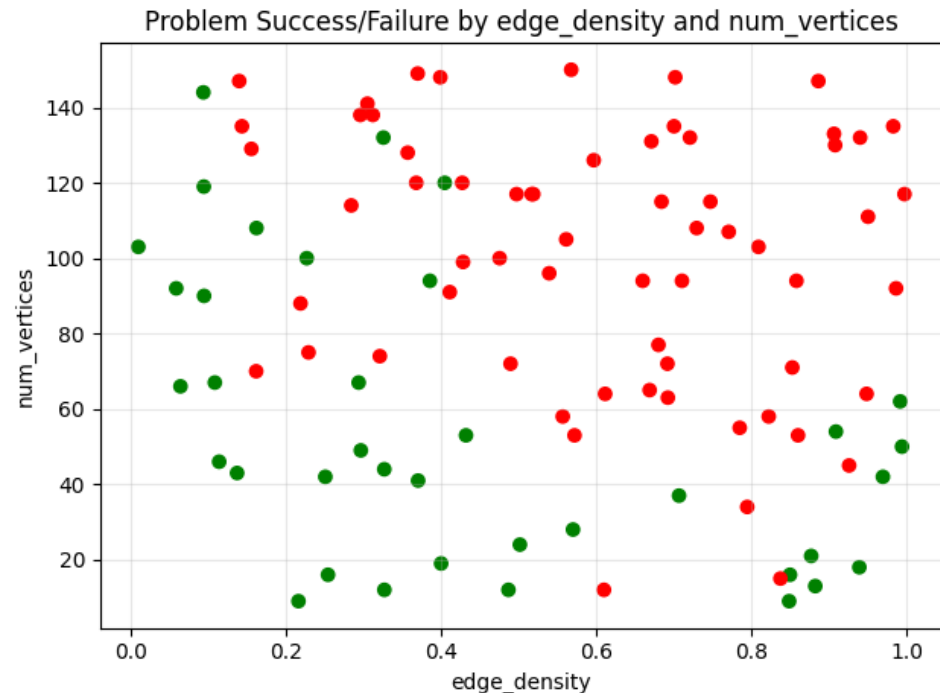
## :Base LLM (Gemini 2.5 Flash) مسئله Vertex Cover



در Vertex Cover اندازه زیرگراف پاسخ بیشترین تاثیر را در حل دارد.

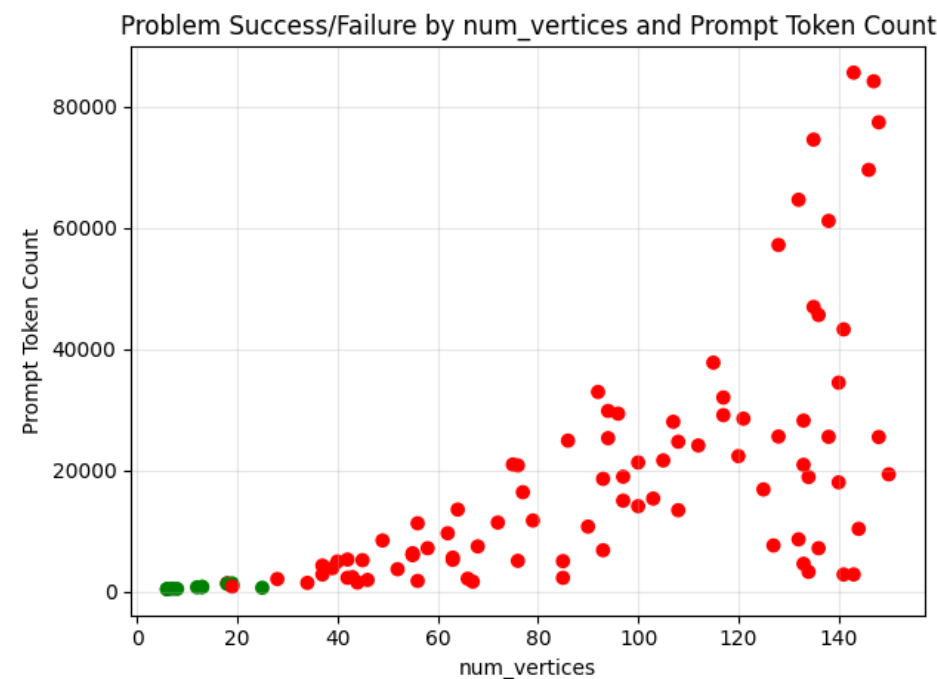
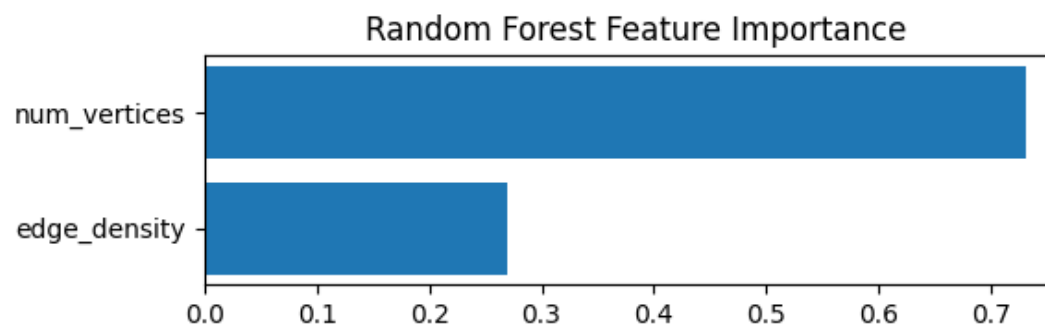
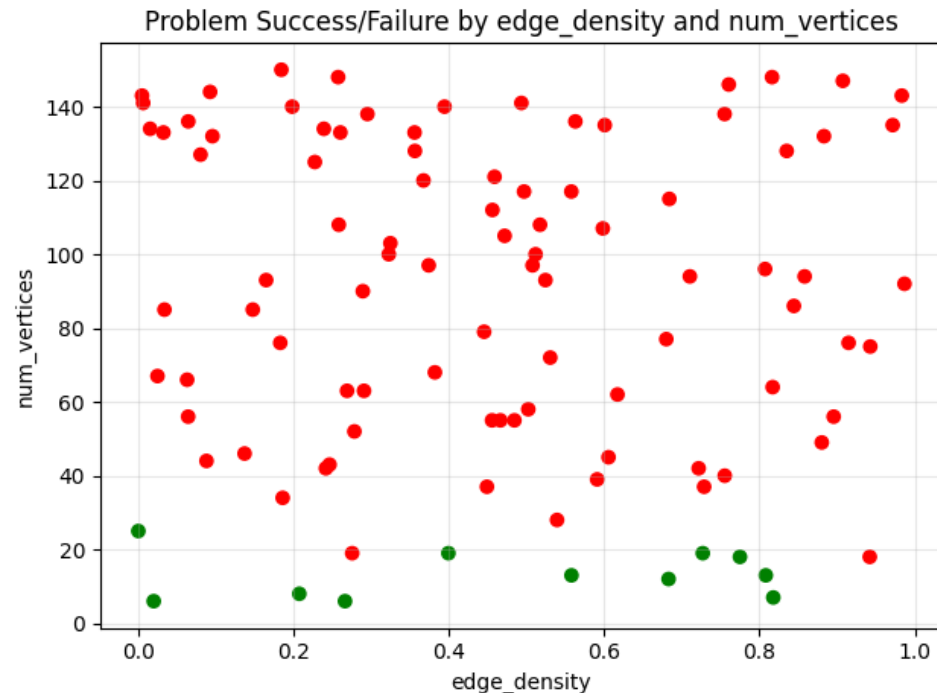


## :Base LLM (Gemini 2.5 Flash) مسئله Maximum Clique



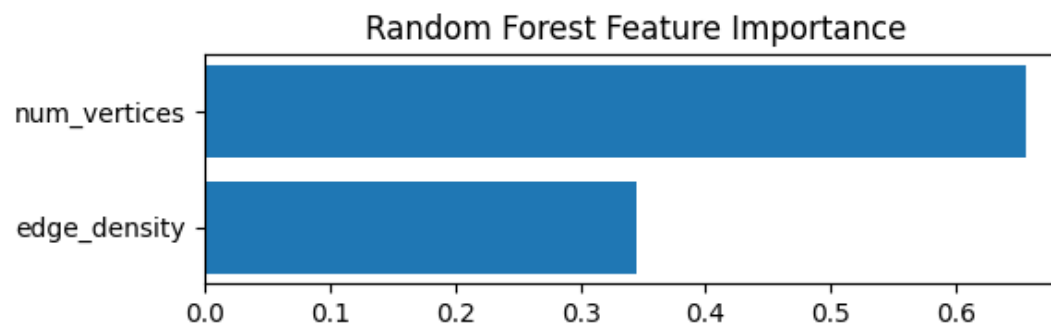
در Clique تعداد رئوس بیشترین تاثیر را در حل دارد.

## :Base LLM (Gemini 2.5 Flash) مسئله Hamiltonian Path

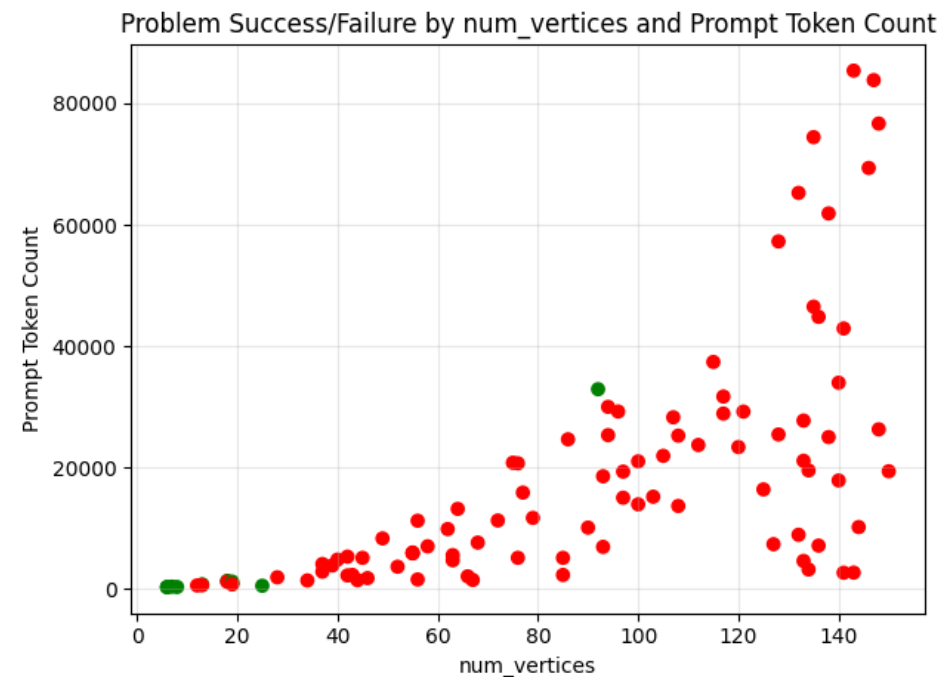
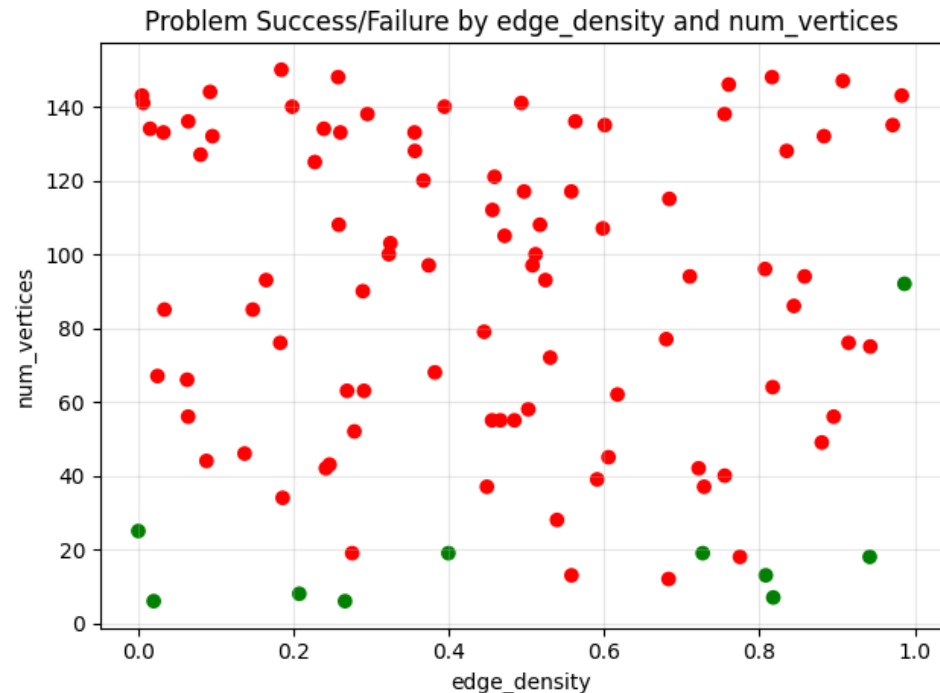


در Hamiltonian Path تعداد رؤوس تاثیر بسیار زیادی در حل دارد.  
پیدا کردن مسیر همیلتونی حتی برای گراف های کوچک هم برای مدل دشوار است.

## :Base LLM (Gemini 2.5 Flash) مسئله Hamiltonian Cycle



نتایج مسئله دور همیلتونی بسیار مشابه مسئله مسیر همیلتونی است.





## :Base LLM (Gemini 2.5 Flash)

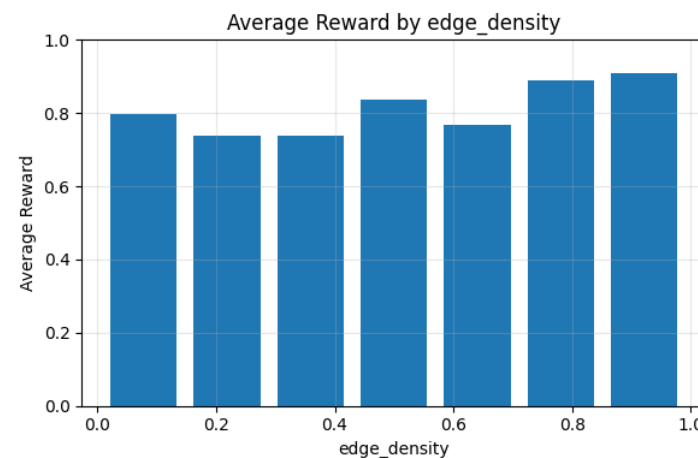
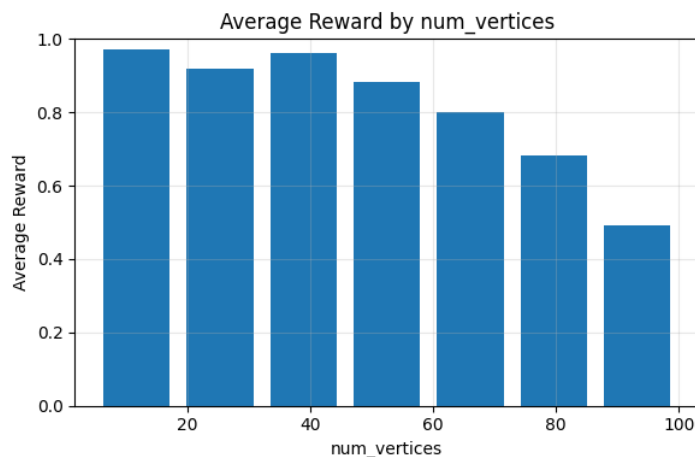
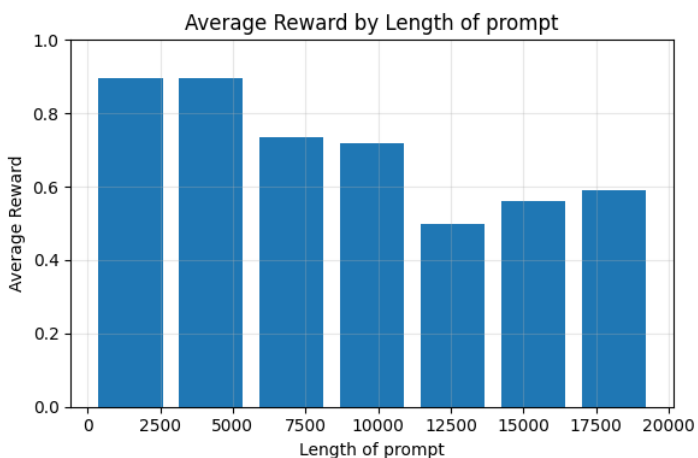
مقایسه سرعت:

Problem	Abg. LLM	Avg Z3	Std. Z3
3-SAT	18.090	0.025	0.012
Subset Sum	14.012	0.055	0.039
Vertex Cover	22.781	5.930	54.387
Clique	28.519	0.394	1.419
Hamiltonian Path	22.306	-	-
Hamiltonian Cycle	22.785	-	-

- Z3 نتوانست ۱۰ نمونه از مسائل مسیر یا دور همیلتونی را پس از چندین ساعت حل کند.
- در مسائل دیگر سرعت حل Z3 بسیار سریع تر است که حتی در صورت بهبود عملکرد مدل، از لحاظ سرعت نمی تواند از Z3 سریع تر باشد.
- به همین دلیل مسیر همیلتونی را به عنوان مسئله اصلی برای بهبود انتخاب می کنیم.

## آموزش مدل:

- ما از روش آموزشی ترکیب SFT و GRPO استفاده کردیم تا مدل Llama 3.2 Instruct را با تنظیمات مختلف برای مسئله مسیر همیلتونی آموزش دهیم.
- مدل را با 380 نمونه SFT سپس 570 نمونه مرتب شده GRPO با تابع ریوارد ساده و سپس 570 نمونه GRPO با تابع ریوارد سخت گیرانه آموزش دادیم.
- مدل های آموزش دیده بسیار عملکرد ضعیفی داشتند.
- با این حال ریوارد مدل برای مسائل بالا می شد که نشان می دهد مسیرهای یافت شده تعداد کمی راس اشتباه دارند.
- دلایل احتمالی ضعف پس از آموزش می تواند به خاطر کوچک بودن مدل و همچنین آموزش با داده کم باشد.



# پیاده‌سازی ایجنت:

مقدمه

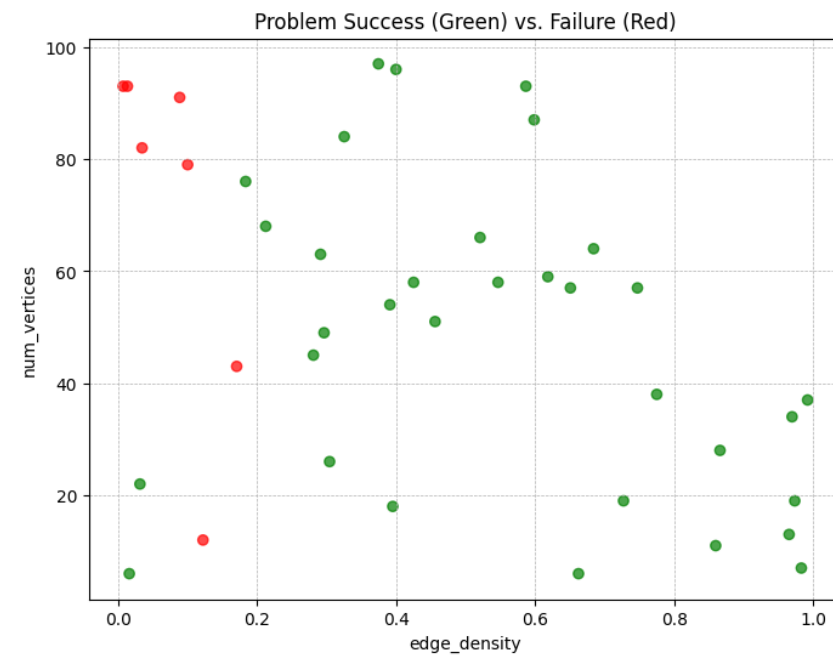
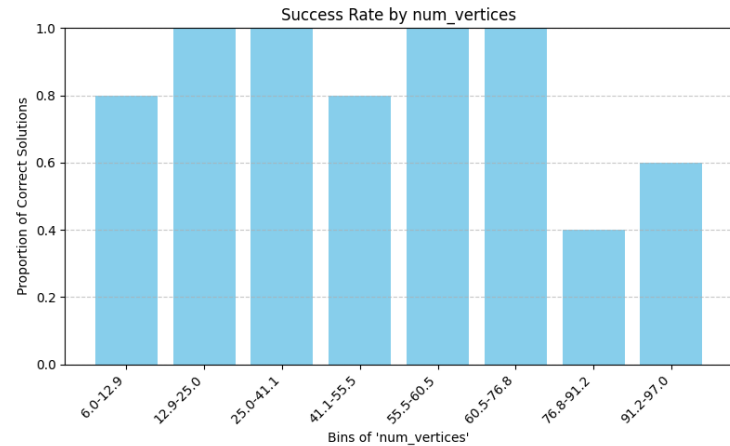
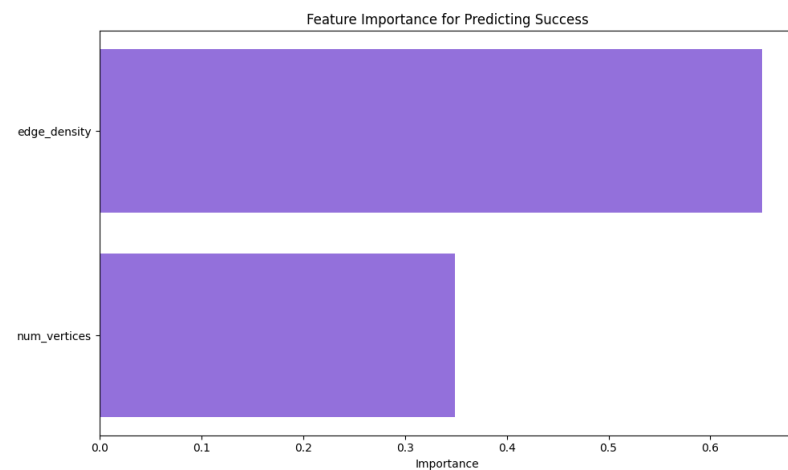
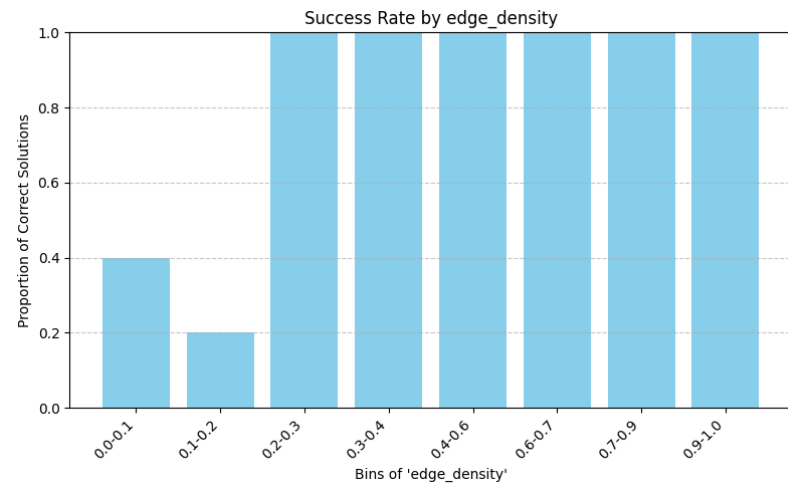
مجموعه داده

روش های مرجع

پیشنهادهای روش های

و نتایج آزمایش ها

منابع



با دریافت ابزار بازسازی مسیر و مدل grpo آموزش دیده شده ایجنت توانست ۸۲.۵ درصد مسائل را به طور میانگین در زمان ۱۲۹.۵۷ ثانیه حل کند.

همچنین بر خلاف مدل پایه، در ایجنت تاثیر تعداد یال ها در حل بسیار بیشتر از تعداد رئوس است که این ممکن است نتیجه دهد که سختی یک مسئله ذاتی نیست بلکه وابسته به نحوه حل کردن آن است.

1. Chang Gong, Wanrui Bian, Z. Z. and Zheng, W. (2025). Pseudocode-injection magic: Enabling llms to tackle graph computational tasks.
2. Chengrun Yang, Xuezhi Wang, Y. L. H. L. Q. V. L. D. Z. and Chen, X. (2024). Large language models as optimizers.
3. DeepSeek-AI (2025). Deepseek-r1: Incentivizing reasoning capability in llms via reinforcement learning.
4. Goldberg and Lingle (1985). Comparative study of different representations in genetic algorithms for job shop scheduling problem.
5. Grefenstette, R. G. and Gucht, D. V. (1985). Comparative study of different representations in genetic algorithms for job shop scheduling problem.
6. Hanjun Dai, Elias B. Khalil, Y. Z. B. D. and Song, L. (2018). Learning combinatorial optimization algorithms over graphs.
7. Haoran Ye, Jiarui Wang, Z. C. F. B. C. H. H. K. J. P. and Song, G. (2024). Reevo: Large language models as hyper heuristics with reflective evolution.
8. Jason Wei, Xuezhi Wang, D. S. M. B. B. I. F. X. E. H. C. Q. V. L. and Zhou, D. (2023). Chain-of-thought prompting elicits reasoning in large language models.
9. LeonardodeMoura, N.B.(2008). Z3: an efficient smt solver.
10. Marcelo Prates, Pedro Avelar, H. L. L. C. L. and Vardi, M. Y. (2018). Learning to solve np-complete problems: A graph neural network for decision tsp.
11. Mostafa Elhoushi, Akshat Shrivastava, D. L. B. H. B. W. L. L. A. M. B. A. S. A. A. R. A. A. A. B. C. C. J.-W. (2024). Layerskip: Enabling early exit inference and self speculative decoding.
12. Zhihong Shao, Peiyi Wang, Q. Z. R. X. J. S. X. B. H. Z. M. Z. Y. L. Y. W. D. G. (2024). Deepseekmath: Pushing the limits of mathematical reasoning in open language models.
13. Shunyu Yao, Jeffrey Zhao, D. Y. N. D. I. S. K. N. Y. C. (2023). React: Synergizing reasoning and acting in language models.



با تشکر از توجه شما