

دانشگاه صنعتی شریف دانشکده مهندسی کامپیوتر

پایاننامه کارشناسی مهندسی کامپیوتر

# طراحی عامل هوش مصنوعی متخصص برای استخراج اطلاعات طرحهای تأمین مالی جمعی از محتوای HTML

نگارش

زهرا آذر

استاد راهنما

دكتر محمدامين فضلي

شهريور ۱۴۰۴

#### سپاس

از استاد بزرگوارم که با کمکها و راهنماییهای بی دریغشان، مرا در به سرانجام رساندن این پایاننامه یاری دادهاند، تشکر و قدردانی میکنم. همچنین از همکاران عزیزی که با راهنماییهای خود در بهبود نگارش این نوشتار سهیم بودهاند، صمیمانه سپاسگزارم.

#### چکیده

هدف اصلی این پژوهش، طراحی، ساخت و ارزیابی یک عامل متخصص برای استخراج اطلاعات ساختارمند با دقت بالا از صفحات وب تأمین مالی جمعی است. برای دستیابی به این هدف، یک فرایند پیشرفته شامل پاکسازی هوشمند محتوای HTML، استخراج چندمرحلهای و ادغام هوشمند نتایج پیادهسازی شد. به منظور سنجش کارایی این عامل، عملکرد آن با دو راهبرد ساده تر (یک عامل پایه و یک عامل تابع محور) که به عنوان معیار پایه عمل میکنند، مقایسه گردید. نتایج تجربی بر اساس داوری انسانی نشان داد که عامل متخصص با دستیابی به دقت %۹/۰ ، برتری چشمگیری نسبت به عامل های پایه دارد و کارایی راهبرد پیشرفته را اثبات میکند. به عنوان یک هدف ثانویه، قابلیت اطمینان الگوواره «مدل زبانی بزرگ به عنوان داور» نیز ارزیابی شد. نتایج نشان داد که داور خودکار با توافق بالا با داوری انسانی (امتیاز F1 بالای ۴۰٪)، ابزاری معتبر برای ارزیابیهای مقیاس پذیر در آینده است.

**کلیدواژهها**: استخراج اطلاعات از وب، عامل هوش مصنوعی، معماری عامل محور، پاکسازی HTML، ادغام هوشمند، مدل زبانی بزرگ به عنوان داور، تأمین مالی جمعی.

## فهرست مطالب

١		مقدمه	١
١	تعریف مسئله	1-1	
١	۱-۱-۱ بیان مسئله در سطح کلان		
۲	۲-۱-۱ بیان مسئله در دامنه خاص		
۲	اهميت موضوع	<b>Y-1</b>	
۲	چالشها	۳-۱	
٣	اهداف پژوهش	4-1	
٣	ساختار پایاننامه	۵-۱	
۴	اوليه و تعاريف	مفاهيم	۲
۴	طرح تأمین مالی جمعی	1-7	
۴	استخراج اطلاعات ساختارمند	<b>7-7</b>	
۵	مدلهای زبانی بزرگ (LLMs)	٣-٢	
۵	۱-۳-۲ مدل Gemini برای استخراج اطلاعات		
۵	۲-۳-۲ مدل Gemma برای ارزیابی		
۶	فراخواني تابع	4-1	
۶	معماری عامل محور	۵-۲	
ç	و ال زران بن گی به عنران داور		

٧	ماتریس اغتشاش و معیارهای ارزیابی	<b>V-Y</b>	
٨	کارهای پیشین	مرور	٣
٨	رویکردهای سنتی در استخراج اطلاعات از وب	1-4	
٩	تحول با مدلهای زبانی بزرگ	۲-۳	
٩	٣-٢-١ فراخواني تابع		
٩	ارزیابی خودکار با مدل زبانی بزرگ به عنوان داور	٣-٣	
١.	جمع بندی	4-4	
١١	اه <b>ح</b> ل پیشنهاد <i>ی</i>	بیان ر	۴
١١	معماری فنی و جزئیات پیادهسازی	1-4	
١١	۴-۱-۱ هسته استخراج: عاملهای هوشمند		
۱۲	۲-۱-۴ جزئیات عملکرد عامل متخصص		
۱۳	۴-۱-۳ روش شناسی ارزیابی		
۱۵	تجربی	نتايج	۵
۱۵	تحلیل کارایی پیشپردازش: کاهش توکن	1-0	
18	مقایسه عملکرد عاملهای استخراج	۲-۵	
۱۷	ارزیابی عملکرد داور خودکار	٣-۵	
۱۸	گیری و کارهای آینده	نتيجه	۶
۱۸	جمع بندی دستاوردهای اصلی	1-8	
۱۹	محدودیتهای پژوهش	۲-۶	
۱۹	پیشنهادها برای کارهای آینده	٣-۶	
24		٥٠نامه	واژ
40	پیکربندی استخراج	قالب	ĩ

**	ب الگوهای کامل پرامپت
۲۸	ب_١ پرامپت عامل پايه
79	ب_۲ پرامپت عامل تابع محور
49	ب_٣ پرامپتهای عامل متخصص
49	ب_٣_١ پرامپت دور اول: استخراج جامع
۳.	ب_۳_۲ پرامپت دور دوم: دقت و کامل بودن
٣١	ب_۳_۳پرامپت دور سوم: چکلیست کیفیت

## فهرست جداول

۱۵	مقایسه حجم توکن ورودی قبل و بعد از پاکسازی HTML	۱-۵
18	مقايسه عملكرد سه عامل استخراج اطلاعات	۲-۵
۱۷	مقایسه امتیاز دقت هر عامل از دیدگاه داور انسانی و داور خودکار	۳-۵
۱۷	ماتریس اغتشاش و معیارهای ارزیابی داور خودکار	۴-۵

## فصل ١

#### مقدمه

این پژوهش به طراحی، پیادهسازی و ارزیابی یک سامانه هوشمند عامل محور برای استخراج خود کار و ساختارمند اطلاعات از صفحات وب «تأمین مالی جمعی» میپردازد. با توجه به رشد روزافزون سکوهای تأمین مالی جمعی و نیاز مبرم به تحلیل دادههای مرتبط با طرحهای سرمایه گذاری، فرآیند دستی استخراج اطلاعات به دلیل زمان بر بودن، هزینه بالا و مستعد خطا بودن، دیگر پاسخگوی نیازهای موجود نیست. این گزارش یک راهکار مبتنی بر مدلهای زبانی بزرگ را معرفی میکند که با بهره گیری از معماری عامل محور، رویکردهای متفاوتی برای استخراج اطلاعات را پیادهسازی و مقایسه مینماید.

#### ۱-۱ تعریف مسئله

### ۱-۱-۱ بیان مسئله در سطح کلان

استخراج اطلاعات ساختیافته از صفحات وب غیرساختیافته (HTML) یکی از مسائل کلاسیک و در عین حال چالشبرانگیز است. تعدد قالبها، وجود نویزهای فراوان (اسکریپتها، استایلها، تبلیغات و ...)، ناهمگنی نشانه گذاریها و تفاوت زبان و نگارش محتوا باعث می شود تبدیل HTML به دادههای تمیز و ساختارمند نیازمند رویکردهای هوشمندانه باشد.

#### ۱-۱-۲ بیان مسئله در دامنه خاص

در این پروژه دامنه هدف، سکوهای ایرانی طرحهای «تأمین مالی جمعی» است. هدف، استخراج خودکار اطلاعات کلیدی هر طرح شامل نام طرح، شرکت متقاضی، سود مورد انتظار، مدت، نوع تضمین، وضعیت و مبلغ سرمایه گذاری از محتوای HTML خام صفحه هر طرح است؛ بهنحوی که خروجی نهایی ساختیافته و قابل تحلیل باشد.

#### ۱-۲ اهمیت موضوع

- کارایی و مقیاس پذیری: جایگزینی فرایند دستی پرهزینه با پردازش خودکار، امکان پوشش سکوهای متعدد و طرحهای بسیار را در زمان کمتری فراهم میکند.
- پایایی و یکنواختی: تبدیل دادههای ناهمگن به ساختار واحد، تحلیلپذیری و مقایسهپذیری را افزایش میدهد.
- اهمیت صحت اطلاعات برای تحلیل و انتشار: دقت استخراج برای تحلیلهای آتی، گزارشدهی عمومی، تصمیمسازی سرمایه گذاران و حتی انطباقهای نظارتی حیاتی است؛ خطا در دادههای پایه میتواند به برداشتها و تصمیمهای اشتباه منجر شود.
- پایش پیوسته و به موقع اطلاعات: در پایش دستی اطلاعات، از زمان انتشار اطلاعات تا دسترسی سامانه به اطلاعات مورد نیاز تاخیر زمانی زیادی وجود دارد. در دامنهای مانند دامنهی سرمایه گذاری و تامین مالی جمعی، دسترسی سریع و به موقع به طرحهایی که تازه منتشره شدهاند اهمیت پیدا میکند. استخراج خودکار اطلاعات میتواند زمان دسترسی به اطلاعات را به شدت کاهش دهد.

#### ۱-۳ چالشها

- ناهمگونی شدید قالب و نشانه گذاری صفحات وب میان سکوهای مختلف
  - زبان فارسی و تغییرات نگارشی/زبانی در متنها
  - نویزهای ساختاری (ads ، style ، script) و محتوایی در
    - نیاز به توازن بین دقت استخراج، زمان پردازش و هزینه توکنی

#### ۱-۲ اهداف یژوهش

هدف اصلی این پژوهش، طراحی و ساخت یک عامل متخصص با دقت بالا برای استخراج اطلاعات ساختارمند از صفحات وب تأمین مالی جمعی بود. این هدف از طریق ترکیب سه روش کلیدی دنبال شد: (۱) پیشپردازش و پاکسازی هوشمند محتوای HTML برای کاهش نویز و هزینه، (۲) استخراج اطلاعات در چندین دور با پرامپتهای متنوع برای افزایش پوشش و دقت، و (۳) پسپردازش و ادغام هوشمند نتایج برای دستیابی به یک خروجی نهایی بهینه.

برای ارزیابی میزان اثربخشی عامل متخصص، عملکرد آن با دو راهبرد ساده تر (عامل پایه و عامل تابع محور) که به عنوان خط پایه عمل می کردند، مقایسه شد. این تحلیل مقایسه ای، موازنه بین دقت، سرعت و پیچیدگی پیاده سازی را به وضوح نشان می دهد. به عنوان یک هدف پژوهشی ثانویه، کارایی الگوواره «مدل زبانی بزرگ به عنوان داور» نیز برای اعتبار سنجی خود کار نتایج مورد بررسی قرار گرفت تا پتانسیل آن برای تسریع چرخه های ارزیابی در تحقیقات آینده سنجیده شود.

#### ۱-۵ ساختار پایاننامه

ساختار این پایاننامه به شرح زیر است: فصل دوم به مفاهیم اولیه و تعاریف کلیدی مانند مدلهای زبانی بزرگ، معماری عامل محور و روشهای ارزیابی می پردازد. فصل سوم، با مرور کارهای پیشین در حوزه استخراج اطلاعات از وب، جایگاه این پژوهش را مشخص می کند. در فصل چهارم، راه حل پیشنهادی شامل معماری فنی، پیاده سازی سه عامل استخراج و روش شناسی ارزیابی آنها به تفصیل تشریح می شود. فصل پنجم نتایج تجربی را تحلیل کرده و عملکرد عاملها و داور خودکار و انسانی را مقایسه می کند. در نهایت، فصل ششم به نتیجه گیری، جمع بندی دستاوردها، بیان محدودیتها و ارائه پیشنهادهایی برای کارهای آینده اختصاص دارد.

### فصل ۲

## مفاهیم اولیه و تعاریف

در این فصل، مفاهیم بنیادی و چارچوبهای نظری که اساس معماری و روششناسی این پژوهش را تشکیل میدهند، معرفی میشوند. تمرکز بر تعریف مفاهیمی است که برای درک عمیق راهکار ارائه شده ضروری هستند، پیش از آنکه جزئیات پیاده سازی در فصلهای بعدی مورد بحث قرار گیرند.

### ۱-۲ طرح تأمين مالي جمعي

تأمین مالی جمعی روشی نوین برای جذب سرمایه است که در آن، کارآفرینان و صاحبان ایده، طرحهای خود را از طریق سکوهای آنلاین به تعداد زیادی از سرمایه گذاران بالقوه عرضه میکنند. هر فرد می تواند با سرمایه گذاری مبالغ کوچک در این طرحها مشارکت کرده و در ازای آن، متناسب با مدل طرح، سود، سهام یا پاداش دریافت کند [۱]. این سازوکار، دسترسی به منابع مالی را برای کسبوکارهای نوپا تسهیل کرده و علاوه بر تأمین سرمایه، به عنوان ابزاری برای اعتبارسنجی بازار و ایجاد جامعه اولیه حامیان عمل میکند. استخراج دقیق اطلاعات از صفحات این طرحها برای تحلیل بازار و تصمیم گیری سرمایه گذاران از اهمیت بالایی برخوردار است.

### ۲-۲ استخراج اطلاعات ساختارمند

استخراج اطلاعات شاخهای از پردازش زبان طبیعی است که هدف آن استخراج خودکار اطلاعات ساختارمند" به دادههایی ساختارمند از متون غیرساختارمند است. در چارچوب این پروژه، "اطلاعات ساختارمند" به دادههایی اطلاق می شود که در یک ساختار از پیش تعریف شده (مانند یک JSON با کلیدهای مشخص) قرار می گیرند

و "متون غیرساختارمند" همان محتوای خام صفحات HTML است. هدف نهایی، تبدیل یک سند HTML پیچیده و پُرنویز به یک رکورد داده تمیز و قابل استفاده در پایگاه داده است.

#### ۲-۳ مدلهای زبانی بزرگ (LLMs)

مدلهای زبانی بزرگ، سیستمهای هوش مصنوعی مبتنی بر شبکههای عصبی عمیق هستند که بر روی حجم عظیمی از دادههای متنی آموزش دیدهاند. این مدلها که معماری بسیاری از آنها بر پایه ترنسفورمر است عظیمی از دادههای مانند پیش آموزشی عمیق [۳، ۴] تواناییهای قابل توجهی کسب کردهاند. ویژگی کلیدی آنها، توانایی درک، تولید، خلاصهسازی و استدلال بر روی زبان طبیعی است.

#### ۱-۳-۲ مدل Gemini برای استخراج اطلاعات

خانواده مدلهای Gemini که توسط گوگل توسعه داده شده [۵]، به طور خاص برای کاربردهای چندوجهی و درک متون طولانی طراحی شده است. مدلهای این خانواده، به ویژه گونههای سبکتر مانند Gemini و درک متون طولانی طراحی شده است. مدلهای این خانواده، به ویژه گونههای سبکتر مانند Flash، توازن بسیار خوبی بین هزینه، سرعت و دقت برقرار میکنند. قابلیت کلیدی آنها برای این پروژه، پشتیبانی قوی از فراخوانی تابع است که به مدل اجازه می دهد خروجی خود را مستقیماً در یک ساختار از پیش تعریف شده و معتبر تولید کند. این ویژگی، Gemini را به ابزاری ایده آل برای وظیفه اصلی این پژوهش، یعنی استخراج اطلاعات ساختار مند، تبدیل میکند.

#### ۲-۳-۲ مدل Gemma برای ارزیابی

خانواده مدلهای Gemma نیز از مدلهای متنباز و قدرتمند گوگل هستند [۶]. در این پروژه از مدل Gemma-3-27b-it نسخه آموزش دیده برای پیروی از دستورالعمل است، برای وظیفه داوری خودکار استفاده شده است. انتخاب یک مدل نسبتاً سبکتر برای این وظیفه عمدی بوده است؛ چرا که وظایف اعتبار سنجی و قضاوت دودویی (صحیح/غلط) معمولاً به اندازه استخراج اولیه نیازمند توان محاسباتی بالا نیستند و استفاده از مدلهای بهینه تر می تواند هزینه ارزیابی های مقیاس بزرگ را به شدت کاهش دهد.

#### ۲-۲ فراخوانی تابع

فراخوانی تابع یک قابلیت پیشرفته در مدلهای زبانی بزرگ است که به آنها اجازه می دهد خروجی خود را به جای متن آزاد، در قالب یک فراخوانی تابع ساختارمند تولید کنند [v]. در این روش، یک ساختار تابع (شامل نام، توضیحات و پارامترها با نوع مشخص) به مدل ارائه می شود. مدل پس از پردازش ورودی، مؤلفه های این تابع را با اطلاعات استخراج شده پر کرده و یک شیء ساختارمند بازمی گرداند. این مکانیزم، پایایی و قابلیت اطمینان خروجی های ساختارمند را به شدت افزایش می دهد و به کاهش خطای توهم در مدل کمک می کند  $[\Lambda]$ .

#### ۲-۵ معماری عامل محور

یک سیستم عامل محور، سیستمی است که از مجموعهای از عاملهای مستقل و هوشمند تشکیل شده است [۹، ۱۰]. هر عامل قادر است محیط خود را درک کرده و برای رسیدن به اهداف مشخصی، به صورت مستقل عمل کند. در این پژوهش، از این معماری برای پیادهسازی و مقایسه راهبردهای مختلف استخراج استفاده شده است. هر "عامل" یک رویکرد خاص برای استخراج اطلاعات را کپسوله میکند. این طراحی امکان تحلیل مستقل هر رویکرد را فراهم میسازد:

- عامل پایه: نماینده رویکرد سریع و ساده مبتنی بر پرامپت.
- عامل تابع محور: نماینده رویکردی که بر پایایی و یکنواختی ساختاری خروجی تمرکز دارد و از قابلیت فراخوانی تابع مدل زبانی استفاده میکند.
- عامل متخصص: نماینده رویکردی پیچیدهتر که با پیشپردازش و پسپردازش، به دنبال حداکثرسازی دقت است.

مقایسه این سه عامل، امکان درک عمیق موازنه بین دقت، سرعت و پیچیدگی پیادهسازی را فراهم می آورد.

### ۲-۶ مدل زبانی بزرگ به عنوان داور

ارزیابی عملکرد سیستمهای استخراج اطلاعات به طور سنتی به داوری انسانی وابسته است که فرآیندی کند، پرهزینه و مقیاس ناپذیر است. الگوواره «مدل زبانی بزرگ به عنوان داور» یک راهکار نوین برای این

چالش است [۱۱]. در این رویکرد، از یک مدل زبانی توانمند (در این پروژه Gemma) به عنوان یک داور خود کار برای ارزیابی خروجیهای تولیدشده توسط عاملهای دیگر استفاده می شود. این داور با دریافت متن منبع، خروجی استخراج شده و یک معیار ارزیابی دقیق، قضاوت می کند که آیا خروجی صحیح است یا خیر. مزایای اصلی این روش شامل مقیاس پذیری بالا، سرعت و یکنواختی در ارزیابی است که آن را به ابزاری کارآمد برای پایش مداوم و آزمایشهای گسترده تبدیل می کند.

#### ۷-۷ ماتریس اغتشاش و معیارهای ارزیابی

ماتریس اغتشاش ابزاری استاندارد برای ارزیابی عملکرد سیستمهای طبقهبندی است [۱۲]. در یک مسئله طبقهبندی دودویی (مانند تشخیص "صحیح" یا "نادرست" بودن یک فیلد استخراجشده)، این ماتریس چهار مقدار کلیدی را نمایش میدهد:

- مثبت واقعی: تعداد مواردی که به درستی "صحیح" پیشبینی شدهاند.
- مثبت کاذب: تعداد مواردی که به اشتباه "صحیح" پیش بینی شدهاند (در حالی که نادرست بودهاند).
  - منفی واقعی: تعداد مواردی که به درستی "نادرست" پیش بینی شدهاند.
- منفی کاذب: تعداد مواردی که به اشتباه "نادرست" پیش بینی شدهاند (در حالی که صحیح بودهاند).

بر اساس این مقادیر، معیارهای عملکردی مهمی مانند دقت (Accuracy)، صحت (Precision)، بازیابی (Recall)، بازیابی (Recall) و معیار F1 محاسبه می شوند که تصویر جامعی از عملکرد سیستم ارزیابی ارائه می دهند.

## فصل ۳

### مرور کارهای پیشین

استخراج ساختارمند اطلاعات از محتوای وب یک مسئله سنتی و پرچالش در علوم کامپیوتر است که با ظهور مدلهای زبانی بزرگ، وارد مرحله جدیدی شده است. این فصل به مرور روندهای اصلی پژوهشی مرتبط با این پروژه می پردازد، از رویکردهای سنتی مبتنی بر الگو و یادگیری ماشین گرفته تا الگووارههای نوین مبتنی بر مدل زبانی بزرگ، فراخوانی تابع و ارزیابی خودکار.

### ۱-۳ رویکردهای سنتی در استخراج اطلاعات از وب

پیش از ظهور مدلهای زبانی بزرگ، استخراج اطلاعات از وب عمدتاً بر سه رویکرد استوار بود. یکی از جامع ترین بررسیها در این زمینه توسط فرارا و همکاران انجام شده است [۱۳]. این رویکردها شامل سیستمهای مبتنی بر قاعده و الگو بودند که از عبارات منظم یا مسیرهای XPath برای شناسایی دادهها استفاده میکردند. این روشها، که اغلب در قالب «پوشش دهنده»ها پیادهسازی می شدند [۱۴]، برای وبسایتهایی با ساختار ثابت دقیق و سریع بودند، اما در برابر تغییرات ساختاری وبسایت شکننده عمل میکردند. رویکرد دیگر، استفاده از یادگیری ماشین نظارت شده بود که در آن مدلهایی مانند میدانهای تصادفی شرطی [۱۵] برای یادگیری الگوهای استخراج از روی دادههای برچسبخورده به کار گرفته می شدند. چالش اصلی در اینجا، نیاز به حجم بالای دادههای آموزشی باکیفیت بود. برای کاهش این هزینه، روشهای یادگیری با نظارت ضعیف یا دور نیز توسعه یافتند که از منابع جانبی برای تولید خودکار دادههای آموزشی پُرنویز استفاده می کردند [۱۶].

#### ۲-۳ تحول با مدلهای زبانی بزرگ

ظهور مدلهای زبانی بزرگ، همانطور که در پیمایش جامع ژائو و همکاران تشریح شده است [۱۷]، الگوواره استخراج اطلاعات را متحول کرد. این مدلها با توانایی درک عمیق زبان طبیعی و پیروی از دستورالعملهای پیچیده، امکان استخراج اطلاعات را بدون نیاز به آموزش خاص دامنه فراهم کردند. این تواناییها اغلب از طریق یادگیری درون متنی بروز مییابند [۱۸]. یکی از کلیدی ترین قابلیتهای این مدلها، توانایی تولید خروجیهای ساختارمند مانند JSON است. این قابلیت، نیاز به طراحی پوشش دهندههای پیچیده یا برچسبگذاری دادههای انبوه را تا حد زیادی برطرف می کند.

#### ۳-۲-۳ فراخوانی تابع

فراخوانی تابع، که توسط شرکت OpenAI به عنوان یک قابلیت کلیدی معرفی شد [۱۹]، یک گام تکاملی مهم در استخراج ساختارمند با مدلهای زبانی بزرگ است. در این رویکرد، به جای توصیف ساختار خروجی در پرامپت متنی، یک «ابزار» یا «تابع» با پارامترهای مشخص و نوعبندی شده به مدل معرفی می شود. مدل پس از تحلیل متن ورودی، این تابع را با مقادیر استخراج شده فراخوانی می کند. این مکانیزم پایایی خروجی را افزایش داده، احتمال توهم مدل را کاهش می دهد و اعتبار سنجی خود کار را تسهیل می کند. در این پروژه، عاملهای تابع محور و متخصص از این قابلیت برای تضمین کیفیت و یکنواختی خروجی بهره می برند.

### ۳-۳ ارزیابی خودکار با مدل زبانی بزرگ به عنوان داور

ارزیابی کیفیت سیستمهای استخراج اطلاعات به طور سنتی نیازمند قضاوت انسانی است که فرآیندی کند و پرهزینه است. الگوواره «مدل زبانی بزرگ به عنوان داور» یک راهکار نوین برای این چالش است، که چانگ و همکاران در پیمایش خود به تفصیل به آن پرداختهاند [۲۰]. در این رویکرد، یک مدل زبانی بزرگ و توانمند وظیفه مقایسه خروجی استخراجشده با متن منبع را بر عهده میگیرد و بر اساس یک معیار از پیش تعریفشده، درستی یا نادرستی آن را قضاوت میکند. با این حال، باید توجه داشت که این داور نیز ممکن است خطا کند. بنابراین، کالیبره کردن آن با استفاده از یک مجموعه داده طلایی که توسط انسان ارزیابی شده و محاسبه معیارهایی مانند ماتریس اغتشاش برای سنجش توافق بین دو داور، امری ضروری

### ۳-۳ جمع بندی

این پروژه در تقاطع چندین حوزه پژوهشی قرار دارد. با بهره گیری از تواناییهای نوین مدلهای زبانی بزرگ در درک و ساختاردهی اطلاعات و ترکیب آن با تکنیکهای مهندسی مانند پاکسازی داده و ارزیابی خودکار، یک راهکار جامع و عملی برای چالش استخراج اطلاعات از وب ارائه می دهد. معماری سه عاملی این پروژه نیز امکان بررسی موازنه بین سادگی، پایایی و دقت را فراهم می آورد و یک چارچوب آزمایشی غنی برای تحلیل عملکرد رویکردهای مختلف فراهم می کند.

### فصل ۴

### بیان راهحل پیشنهادی

در این فصل، جزئیات فنی پیادهسازی و معماری سامانه استخراج اطلاعات تشریح می شود. سامانه بر یک معماری عامل محور استوار است که توسط یک چارچوب ارزیابی جامع برای سنجش عملکرد پشتیبانی می شود.

#### ۱-۴ معماری فنی و جزئیات پیادهسازی

سامانه از دو بخش اصلی تشکیل شده است: هسته استخراج که وظیفه پردازش HTML و استخراج داده را بر عهده دارد و چارچوب ارزیابی که برای سنجش و مقایسه نتایج به کار می رود.

#### ۱-۱-۴ هسته استخراج: عاملهای هوشمند

سه عامل با راهبردهای متفاوت برای استخراج اطلاعات پیادهسازی شدهاند تا امکان تحلیل موازنههای مختلف بین سرعت، دقت و پیچیدگی فراهم شود. الگوهای کامل پرامپت استفاده شده برای هر عامل در پیوست ب آمده است.

- عامل پایه: این عامل به عنوان خط مبنا عمل می کند و از یک پرامپت مستقیم (پیوست ب) برای استخراج اطلاعات در قالب JSON از HTML خام بهره می برد. این روش فاقد مرحله پیش پردازش یا فراخوانی تابع است و سادگی را در اولویت قرار می دهد.
- عامل تابع محور: این عامل با بهره گیری از قابلیت فراخوانی تابع، ساختار داده مورد نظر را به عنوان

یک تابع به مدل معرفی میکند تا خروجی ساختارمند و یکنواخت تضمین شود. پرامپت این عامل (پیوست ب) بسیار مختصر است و تنها از مدل میخواهد که از تابع معرفی شده استفاده کند.

• **عامل متخصص**: این عامل از یک فرایند چندمرحلهای برای دستیابی به حداکثر دقت استفاده میکند که در ادامه به تفصیل تشریح میشود.

#### ۲-۱-۴ جزئیات عملکرد عامل متخصص

عامل متخصص برای دستیابی به بالاترین دقت، فرآیندی سهمرحلهای را طی میکند:

مرحله ۱: پاکسازی هوشمند HTML اولین گام، آمادهسازی محتوای HTML برای پردازش بهینه توسط مدل زبانی است. این مرحله با هدف کاهش نویز و حجم داده ورودی، بدون از دست دادن اطلاعات کلیدی، انجام می شود. فرآیند پاکسازی شامل حذف کامل تگهای <script> و <style>، حذف کلیدی، انجام می شود. فرآیند پاکسازی شامل حذف کامل تگهای <style> و خات که صرفاً برای استایل دهی به کار کامنتهای حلاف ویژگیهای غیرضروری مانند class و bi که صرفاً برای استایل دهی به کار می روند و در نهایت، نرمال سازی فضاهای خالی برای کاهش تعداد توکنهای غیرضروری است. این کار نه تنها هزینه فراخوانی مدل را کاهش می دهد، بلکه با ارائه یک ورودی تمیزتر، به مدل کمک می کند تا بر روی محتوای معنایی تمرکز کند.

مرحله ۲: استخراج چندمرحلهای با پرامپتهای متنوع به جای اتکا به یک بار استخراج، عامل متخصص سه دور استخراج مستقل را با استفاده از سه پرامپت متفاوت (که در پیوست ب آمدهاند) اجرا میکند. هر پرامپت با هدف خاصی طراحی شده است تا مدل را به تمرکز بر جنبههای متفاوتی از وظیفه وادارد و از این طریق، احتمال خطا را کاهش داده و جامعیت نتیجه را افزایش دهد. این راهبرد تضمین میکند که اگر اطلاعاتی در یک دور به دلیل پیچیدگی خاصی از دید مدل پنهان بماند، در دورهای بعدی با نگاهی متفاوت، شانس استخراج آن افزایش یابد.

• پرامپت دور اول (استخراج جامع): هدف این پرامپت، انجام یک برداشت اولیه و گسترده از اطلاعات است. دستورالعملهای آن عمومی هستند و مدل را تشویق میکنند تا تمام اطلاعات قابل استخراج را بدون سختگیری بیش از حد پیدا کند. این مرحله مانند یک تور بزرگ عمل میکند که ممکن است جزئیاتی را از قلم بیندازد، اما تصویر کلی را به دست میآورد و تضمین میکند که مقادیر اولیه برای اکثر فیلدها شناسایی شوند.

- پرامپت دور دوم (تأکید بر دقت و کامل بودن): این پرامپت مدل را به بازبینی دقیق تر و وسواسگونه تر وامی دارد. با استفاده از کلماتی مانند «با دقت» و «کامل»، به مدل گفته می شود که به جزئیات توجه کرده و از استخراج متنهای خلاصه شده یا ناقص خودداری کند. این مرحله برای فیلدهایی که نیازمند متن کامل هستند (مانند بخش تضمینها) یا مقادیری که ممکن است در نگاه اول ناقص دیده شوند، حیاتی است.
- پرامپت دور سوم (چکلیست کیفیت): این پرامپت به عنوان یک مرحله بازبینی نهایی عمل میکند. با ارائه یک چکلیست صریح، مدل موظف می شود خروجی خود را بر اساس معیارهای کیفی مشخصی مانند پر بودن فیلدهای اجباری، کامل بودن متنها و صحت واحد اعداد، اعتبارسنجی کند. این پرامپت، احتمال بروز خطاهای رایج مانند مقادیر خالی یا جایگزین را به حداقل می رساند و به نوعی مدل را به کنترل کیفیت خروجی خود وامی دارد.

مرحله ۳: ادغام هوشمند نتایج پس از اتمام سه دور استخراج، نتایج به دست آمده باید در یک خروجی واحد و بهینه تجمیع شوند. فرآیند ادغام هوشمند به این صورت عمل میکند که ابتدا استخراجی که بالاترین امتیاز اطمینان اولیه را دارد به عنوان نتیجه پایه در نظر گرفته می شود. سپس، این نتیجه پایه با نتایج دو دور دیگر مقایسه می شود. برای هر فیلد، اگر مقدار آن در نتیجه پایه خالی یا دارای نشانه های خطا (مانند null یا null یا مقدار معتبر از دورهای دیگر جایگزین می شود. همچنین، اگر یک دور دیگر متنی طولانی تر و کامل تر برای یک فیلد متنی پیدا کرده باشد، آن مقدار جایگزین نسخه کوتاه تر می شود. این فرآیند تضمین میکند که خروجی نهایی، کامل ترین و صحیح ترین اطلاعات ممکن از مجموع سه دور استخراج را در خود جای داده است.

#### ۴-۱-۳ روششناسی ارزیابی

دادههای مورد استفاده در ارزیابی از سکوهای فعال تأمین مالی جمعی در ایران گردآوری شدهاند. هر نمونه داده، صفحه وب توضیحات یک طرح واقعی در یکی از این سکوها است. عاملهای طراحی شده، محتوای HTML خام این صفحات را به عنوان ورودی دریافت میکنند و تلاش میکنند تا اطلاعات کلیدی طرح را در یک ساختار خروجی یکسان استخراج کنند. این ساختار شامل اطلاعاتی نظیر نام طرح، نام متقاضی، سود، مدت و وضعیت طرح است. جزئیات کامل ساختار خروجی مورد انتظار در پیوست آ آمده است.

برای سنجش دقیق عملکرد عاملهای استخراج، از یک روش شناسی ارزیابی دومرحلهای استفاده شده است که شامل ارزیابی انسانی به عنوان معیار اصلی و ارزیابی خودکار به عنوان یک پژوهش روش شناختی ثانویه است.

ارزیابی انسانی: حقیقت زمینهای مبنای اصلی برای سنجش دقت عاملها، ارزیابی دقیق توسط انسان است. برای این منظور، یک مجموعه داده تهیه شد. در این فرآیند، خروجی هر سه عامل برای تمام پروژههای مجموعه آزمایشی به صورت دستی بررسی و صحت هر فیلد استخراج شده تأیید یا رد گردید. این مجموعه داده برچسبخورده، به عنوان حقیقت زمینهای عمل می کند و تمامی معیارهای عملکردی نهایی، از جمله امتیاز F1، بر اساس مقایسه با آن محاسبه شدهاند. این روش، با وجود زمان بر بودن، بالاترین سطح اطمینان را برای ارزیابی عملکرد واقعی عاملها فراهم می کند.

ارزیابی خودکار: سنجش کارایی الگوواره داور خودکار به عنوان یک هدف پژوهشی ثانویه، این تحقیق به بررسی کارایی و قابلیت اطمینان الگوواره «مدل زبانی بزرگ به عنوان داور» پرداخت. در این راستا، یک داور خودکار با استفاده از مدل Gemma-3-27b-it پیادهسازی شد. وظیفه این داور، مقایسه خودکار خروجی عاملها با پاسخهای صحیح از پیش تعیینشده و قضاوت در مورد صحت آنها بود. هدف از این بخش، ارزیابی این موضوع بود که آیا می توان از یک داور خودکار به عنوان جایگزینی مقیاس پذیر برای داوری انسانی در پژوهشهای آینده استفاده کرد یا خیر. نتایج عملکرد این داور، که در فصل نتایج ارائه شده است، از طریق مقایسه قضاوتهای آن با حقیقت زمینهای (یعنی داوری انسانی) به دست آمده است تا میزان توافق و قابلیت اطمینان آن به صورت کمی سنجیده شود.

## فصل ۵

## نتايج تجربي

در این فصل، نتایج به دست آمده از اجرای سه عامل بر روی مجموعه داده ارزیابی و تحلیل می شود. ابتدا عملکرد عاملها در استخراج اطلاعات مقایسه شده و سپس، به عنوان یک تحلیل روش شناختی، عملکرد داور خود کار در مقایسه با داوری انسانی سنجیده می شود.

### ۵-۱ تحلیل کارایی پیشپردازش: کاهش توکن

یکی از فرضیههای اصلی در طراحی عامل متخصص، تأثیر مثبت پاکسازی HTML بر کاهش هزینه و افزایش تمرکز مدل بود. جدول ۵-۱ تأثیر این گام را بر تعداد توکنهای ورودی نشان میدهد.

پاکسازی HTML	و بعد از	ن ورودی قبل	قايسه <b>حج</b> م توكر	جدول ۵-۱: ه
--------------	----------	-------------	------------------------	-------------

مقدار	شاخص توكن
7,971,787	مجموع توكن خام (ورودي عامل پايه)
٧۶۵, ٠٠۶	مجموع توكن پاكشده (ورودي عامل متخصص)
(VT/AT%) T, 108, V08	كاهش كل توكن
۵۶,۱۸۸	میانگین توکن بهازای هر پروژه (خام)
14, 717	میانگین توکن بهازای هر پروژه (پاکشده)
41,479	میانگین کاهش توکن ورودی به ازای هر پروژه

تحلیل نتایج نشان میدهد که گام پیشپردازش به طور میانگین حجم ورودی را بیش از ۷۳ % کاهش داده است. این کاهش چشمگیر نه تنها هزینه فراخوانی مدلهای زبانی را به شدت کاهش میدهد، بلکه با حذف

اطلاعات نامرتبط، به مدل کمک میکند تا بر روی محتوای اصلی تمرکز کرده و دقت استخراج را بهبود بخشد، که این موضوع در بخش بعدی مشهود است.

### ۲-۵ مقایسه عملکرد عاملهای استخراج

برای ارزیابی و مقایسه، هر سه عامل بر روی مجموعه دادهای یکسان شامل ۵۲ نمونه طرح از سکوهای مختلف تأمین مالی جمعی اجرا شدند. جدول ۵-۲ عملکرد سه عامل را بر اساس معیارهای کلیدی دقت (بر اساس داوری انسانی) و میانگین زمان پردازش به ازای هر پروژه مقایسه میکند.

جدول ۵-۲: مقایسه عملکرد سه عامل استخراج اطلاعات

میانگین زمان پردازش (ثانیه)	دقت خروجی (درصد)	عامل
۲/۹۳	٧٨/٠	عامل پایه
۲/•۶	V9/9	عامل تابعمحور
٧/۵٩	9 • / 9	عامل متخصص

از نتایج فوق میتوان چند نکته کلیدی را استنتاج کرد:

- برتری عامل متخصص: عامل متخصص با اختلاف قابل توجهی (بیش از ۱۲ درصد نسبت به عامل پایه و ۱۴ درصد نسبت به عامل تابع محور) دقیق ترین نتایج را تولید کرده است. این برتری مستقیماً به معماری چند مرحله ای آن، به ویژه گام پاکسازی HTML و ادغام هوشمند نتایج، نسبت داده می شود.
- موازنه سرعت و دقت: عامل تابع محور و عامل پایه دقت تقریباً یکسانی داشتند، اما عامل تابع محور به طور قابل توجهی سریعتر بود. این ویژگی، عامل تابع محور را به گزینه ای مناسب برای کاربردهایی تبدیل میکند که در آنها سرعت پاسخ دهی بر دقت مطلق اولویت دارد.
- قدرت پیروی از دستورالعمل در مدل: دقت بالای عامل پایه (٪۷۸)، با وجود عدم استفاده از فراخوانی تابع، نشاندهنده قدرت بالای مدل Gemini در پیروی از دستورالعملها و تولید خروجی با ساختار صحیح است. این نتیجه نشان می دهد که حتی بدون سازوکارهای سختگیرانه فراخوانی تابع، مدل قادر است در اکثر موارد، خروجی JSON معتبر و مطابق با الگوی درخواستی تولید کند.
- **هزینه دقت**: افزایش چشمگیر دقت در عامل متخصص با هزینه زمانی بالاتری همراه است. این زمان اضافی صرف مراحل پیش پردازش، چندین دور فراخوانی مدل و پس پردازش (ادغام) می شود.

#### ۵-۳ ارزیابی عملکرد داور خودکار

به عنوان هدف پژوهشی ثانویه، عملکرد داور خودکار در مقایسه با داوری انسانی سنجیده شد تا قابلیت اطمینان آن برای پژوهشهای آتی مشخص شود. جدول -7 ابتدا امتیازهای دقت اختصاص داده شده به هر عامل توسط هر دو داور را نمایش می دهد تا میزان هم خوانی کلی آنها مشخص شود.

جدول ۵-۳: مقایسه امتیاز دقت هر عامل از دیدگاه داور انسانی و داور خودکار

امتیاز داور خودکار (درصد)	امتیاز داور انسانی (درصد)	عامل
90/V	٧٨/٠	عامل پایه
۶۹/۰	V9/9	عامل تابعمحور
AY/V	9 • / 9	عامل متخصص

این مقایسه نشان میدهد که اگرچه داور خودکار در تشخیص عامل برتر (عامل متخصص) با داور انسانی همنظر است، اما به طور کلی تمایل دارد امتیازهای پایینتری را ثبت کند.

برای تحلیل دقیق تر عملکرد داور خودکار، جدول  $^{-4}$  ماتریس اغتشاش و معیارهای کلیدی حاصل از مقایسه قضاوت آن با داور انسانی را نشان می دهد.

جدول ۵-۴: ماتریس اغتشاش و معیارهای ارزیابی داور خودکار

مقدار	معيار
1/104	دقت (Accuracy)
1/980	دقت (Precision)
٠/٨٥٣	بازخوانی (Recall)
٠/٩٠۵	معيار F1
V98	مثبتهای درست (TP)
189	منفیهای درست (TN)
71	مثبتهای کاذب (FP)
١٣٢	منفیهای کاذب (FN)

نتایج ماتریس اغتشاش نشان می دهد که داور خودکار با امتیاز F1 بالای ۹۰٪، توافق بالایی با داوری انسانی دارد. این سطح از قابلیت اطمینان، استفاده از آن را به عنوان یک ابزار کارآمد برای ارزیابی سریع و در مقیاس بزرگ در پژوهشهای آتی توجیه می کند.

## فصل ۶

## نتیجه گیری و کارهای آینده

این پژوهش یک معماری عامل محور جامع برای استخراج اطلاعات ساختارمند از صفحات وب تأمین مالی جمعی ارائه کرد. تمرکز اصلی بر طراحی و مقایسه سه راهبرد متفاوت استخراج اطلاعات بود که در قالب عاملهای مستقل پیادهسازی شدند. نتایج به وضوح نشان داد که راهبردهای پیشرفته تر، مانند پیش پردازش هوشمند محتوا و ادغام نتایج چندمرحلهای که در عامل متخصص به کار گرفته شد، تأثیر چشمگیری بر افزایش دقت دارند، در حالی که روشهای ساده تر مزایای خود را در سرعت و سهولت پیادهسازی حفظ میکنند.

#### ۱-۶ جمع بندی دستاوردهای اصلی

- دستیابی به دقت بالا از طریق عامل متخصص: دستاورد اصلی این پژوهش، طراحی و پیادهسازی موفق عامل متخصص است که با دستیابی به دقت %۹۰/۹، کارایی خود را در استخراج اطلاعات پیچیده به اثبات رساند. این نتیجه، ارزش ترکیب راهبردهای پیشرفته مانند پاکسازی هوشمند HTML، استخراج چندمرحلهای و ادغام هوشمند نتایج را تأیید میکند.
- تأثیر حیاتی پیشپردازش در بهینهسازی: نشان داده شد که مرحله پاکسازی HTML در عامل متخصص، با کاهش بیش از %۷۳ در تعداد توکنهای ورودی، نه تنها هزینه محاسباتی را به شدت کاهش میدهد، بلکه با حذف نویز، به عنوان یک عامل کلیدی در افزایش دقت نهایی نیز عمل میکند.
- ارائه یک چارچوب تحلیلی برای مقایسه راهبردها: این پژوهش با مقایسه عامل متخصص با دو

عامل پایه، یک چارچوب کامل برای تحلیل موازنه بین دقت، سرعت و هزینه توکنی ارائه میدهد. این چارچوب به تصمیمگیری آگاهانه برای انتخاب راهبرد مناسب بر اساس نیازهای خاص هر کاربرد کمک می کند.

• اعتبارسنجی روش شناسی ارزیابی مقیاس پذیر: به عنوان یک دستاورد روش شناختی، این پژوهش نشان داد که می توان از یک داور خود کار مبتنی بر مدل زبانی بزرگ برای ارزیابی کارآمد و در مقیاس بزرگ استفاده کرد. داور خود کار با دستیابی به امتیاز F1 بالای ۹۰٪ در مقایسه با داوری انسانی، قابلیت اطمینان خود را به عنوان ابزاری برای تسریع چرخه های آزمایش و ارزیابی در پژوهش های آتی به اثبات رساند.

#### ۶-۲ محدودیتهای پژوهش

على رغم نتايج مثبت، اين پژوهش با محدوديتهايي نيز همراه بود كه مسير را براى تحقيقات آتي هموار ميكند:

- تعمیم پذیری به دامنه های دیگر: اگرچه معماری ارائه شده انعطاف پذیر است، اما عملکرد آن به طور خاص بر روی دامنه تأمین مالی جمعی با زبان فارسی سنجیده شده است. ارزیابی عملکرد آن بر روی دامنه های دیگر با ساختارها و زبان های متفاوت نیاز مند تحقیقات بیشتر است.
- وابستگی به طراحی پرامپت: کیفیت نتایج در عامل متخصص تا حد زیادی به کیفیت طراحی پرامپتهای در است و ممکن است پرامپتهای برامپتها وابسته است. مهندسی پرامپت یک فرآیند تکراری است و ممکن است پرامپتهای بهینه تری نیز وجود داشته باشند.

#### ۳-۶ پیشنهادها برای کارهای آینده

بر اساس یافته ها و محدودیت های این پژوهش، مسیرهای متعددی برای تحقیقات آینده قابل تصور است:

• توسعه عاملهای ترکیبی و تطبیق پذیر: طراحی عاملی که بتواند به صورت خودکار و بر اساس پیچیدگی صفحه HTML، بین راهبردهای مختلف (مثلاً سوئیچ از حالت پایه به متخصص) انتخاب کند، می تواند موازنه بهینه ای بین سرعت و دقت ایجاد کند.

- بهبود الگوریتم ادغام هوشمند: میتوان الگوریتم ادغام در عامل متخصص را با در نظر گرفتن معیارهای پیچیده تر، مانند تحلیل معنایی مقادیر استخراج شده یا استفاده از مدلهای زبانی برای قضاوت بین گزینه های مختلف، بهبود بخشید.
- تحلیل عمیقتر خطاهای داور خودکار: بررسی مواردی که داور خودکار با داور انسانی اختلاف نظر دارد (به ویژه موارد مثبت و منفی کاذب) میتواند به شناسایی نقاط ضعف مدل داور و بهبود دستورالعملهای ارزیابی آن منجر شود.
- استفاده از مدلهای چندوجهی: بررسی استفاده از مدلهایی که علاوه بر متن، قادر به درک ساختار بصری صفحه وب نیز هستند، میتواند به استخراج اطلاعاتی که صرفاً از طریق تحلیل متنی قابل دستیابی نیستند، کمک کند.

در نهایت، این پژوهش نشان داد که با ترکیب هوشمندانه تکنیکهای پردازش زبان طبیعی، معماری نرمافزار و روششناسی ارزیابی دقیق، میتوان به راه حلهای کارآمد و قابل اعتمادی برای چالشهای پیچیده استخراج اطلاعات از وب دست یافت.

### **Bibliography**

- [1] E. Mollick. The dynamics of crowdfunding: An exploratory study. *Journal of business venturing*, 29(1):1–16, 2014.
- [2] A. Vaswani, N. Shazeer, N. Parmar, J. Uszkoreit, L. Jones, A. N. Gomez, Ł. Kaiser, and I. Polosukhin. Attention is all you need. In *Advances in neural information processing systems*, pages 5998–6008, 2017.
- [3] J. Devlin, M.-W. Chang, K. Lee, and K. Toutanova. Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. arXiv preprint arXiv:1810.04805, 2018.
- [4] T. Brown, B. Mann, N. Ryder, M. Subbiah, J. D. Kaplan, P. Dhariwal, A. Neelakantan, P. Shyam, G. Sastry, A. Askell, et al. Language models are few-shot learners. In *Advances in neural information processing systems*, volume 33, pages 1877–1901, 2020.
- [5] Google. Introducing gemini: our largest and most capable ai model. https://blog.google/technology/ai/google-gemini-ai/, December 2023.
- [6] Google. Gemma: Open models based on gemini research and technology. https://blog.google/technology/developers/gemma-open-models/, February 2024.
- [7] G. Team et al. Gemini: A family of highly capable multimodal models. Technical report, Google, 2023.
- [8] Z. Ji, N. Lee, R. Frieske, T. Yu, D. Su, Y. Xu, E. Ishii, Y. Bang, A. Madotto, and P. Fung. Survey of hallucination in natural language generation. *ACM Computing Surveys*, 55(12):1–38, 2023.
- [9] M. Wooldridge and N. R. Jennings. Intelligent agents: Theory and practice. *The knowledge engineering review*, 10(2):115–152, 1995.

- [10] S. J. Russell and P. Norvig. Artificial intelligence: a modern approach. Prentice Hall, 2010.
- [11] L. Zheng, W.-L. Chiang, Y. Sheng, S. Zhuang, Z. Wu, Y. Zhuang, Z. Lin, Z. Li, D. Brooks, E. Xing, et al. Judging llm-as-a-judge with mt-bench and chatbot arena. arXiv preprint arXiv:2306.05685, 2023.
- [12] D. M. Powers. Evaluation: from precision, recall and f-measure to roc, informedness, markedness and correlation. *Journal of Machine Learning Technologies*, 2(1):37–63, 2011.
- [13] E. Ferrara, P. De Meo, G. Fiumara, and R. Baumgartner. Web data extraction, applications and techniques: A survey. *Knowledge-Based Systems*, 70:301–323, 2014.
- [14] N. Kushmerick. Wrapper induction for information extraction. In *Proceedings of the Seventeenth International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pages 729–744. Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1997.
- [15] J. Lafferty, A. McCallum, and F. Pereira. Conditional random fields: Probabilistic models for segmenting and labeling sequence data. In *Proceedings of the eighteenth international conference on machine learning*, *ICML '01*, pages 282–289, 2001.
- [16] M. Mintz, S. Bills, R. Snow, and D. Jurafsky. Distant supervision for relation extraction without labeled data. In *Proceedings of the joint conference of the 47th annual meeting of the ACL and the 4th international joint conference on natural language processing of the AFNLP*, pages 1003–1011, 2009.
- [17] W. X. Zhao, K. Zhou, J. Li, T. Tang, X. Wang, Y. Hou, Y. Min, B. Zhang, J. Zhang, Z. Dong, et al. A survey of large language models. arXiv preprint arXiv:2303.18223, 2023.
- [18] Q. Dong, L. Li, D. Dai, C. Zheng, Z. Wu, B. Chang, X. Sun, J. Li, and Z. Sui. A survey on in-context learning. arXiv preprint arXiv:2301.00234, 2023.
- [19] OpenAI. Function calling and other api updates. https://openai.com/blog/function-calling-and-other-api-updates, June 2023.
- [20] Y. Chang, X. Wang, J. Wang, Y. Wu, L. Zhu, H. Chen, and X. Xie. A survey on evaluation of large language models. arXiv preprint arXiv:2307.03109, 2023.

## واژهنامه

	الف
خ	الگوواره
False Positive (FP) كاذب	معماری عامل محور Agent-based Architecture
False Negative (FN) كاذب	Information Extraction استخراج اطلاعات
	ادغام هوشمند Intelligent Merging
7	صحت Accuracy
حقیقت زمینهای Ground Truth	امتیاز اف_۱ F1-Score
	<b>پ</b>
<b>3</b>	مهندسی پرامپت Prompt Engineering
مجموعه داده استاندارد Benchmark Dataset	پاکسازی اچتی ام ال HTML Cleaning
	Precision
J	
بازخوانی Recall	ت
	عاملهای ترکیبی و تطبیقپذیر Hybrid/Adaptive
ط	Agents
تأمين مالي جمعي Crowdfunding	توكنسازىTokenization
	True Positive (TP)
ع	True Negative (TN) منفی درست
عامل متخصص عامل متخصص	تامین مالی جمعی Crowdfunding
عامل تابع محور Function-based Agent	
عامل پایه Basic Agent	3
	فراخوانی تابع Function Calling

ماتریس اغتشاش Confusion Matrix	ſ
مؤلفهی تابع Function Parameter	مدل زبانی بزرگ . (Large Language Model (LLM)
	مدل زبانی بزرگ به عنوان داور LLM-as-a-Judge
	مدلهای چندوجهی Multimodal Models

## پيوست آ

## قالب پیکربندی استخراج

در این پیوست، ساختار فایل پیکربندی که برای تعریف فیلدهای هدف جهت استخراج اطلاعات به کار میرود، تشریح شده است.

این محتوا به عاملها کمک میکند تا ساختار دقیق خروجی را درک کرده و اعتبارسنجیهای لازم را انجام دهند. نمونهای از ساختار این فایل در ادامه آمده است:

```
"function_name": "extract_single_project",

"object_name": "project",

"fields": {
    "name": {"type": "string", "required": true},
    "company": {"type": "string", "required": true},

    "profit": {"type": "number", "required": true},

    "guarantee": {"type": "string", "required": true},

    "investment_amount": {"type": "string"},

    "duration": {"type": "string"},

    "status": {"type": "string"}
}
```

در ادامه، توضیح هر یک از این فیلدهای اطلاعاتی آمده است:

- name: عنوان رسمي طرح تأمين مالي.
- company: نام شرکت، نهاد یا شخصی که متقاضی جذب سرمایه است.
- profit: نرخ سود پیش بینی شده برای سرمایه گذاران که معمولاً به صورت درصد بیان می شود.
- guarantee: نوع و جزئیات تضمین بازپرداخت اصل و سود سرمایه (مانند ضمانت نامه بانکی، بیمه و ...).
  - investment amount: مبلغ كل سرمايه مورد نياز طرح يا حداقل مبلغ قابل سرمايه گذاري.
    - duration: مدت زمان اجرای طرح یا دوره بازپرداخت سرمایه.
    - status: وضعیت فعلی طرح (مانند در حال جذب سرمایه، تکمیلشده، فعال).

### پیوست ب

## الگوهای کامل پرامپت

در این پیوست، الگوهای کامل پرامپت استفاده شده برای هر یک از سه عامل استخراج اطلاعات به منظور شفافسازی و بازتولیدپذیری پژوهش ارائه شده است.

#### ب\_١ پرامپت عامل پایه

### Basic Agent Prompt Extract the {object\_description} from the following HTML content. TARGET FIELDS TO EXTRACT: - name: The title or name of the project (required) - company: The company associated with the project (required) - profit: A number between 0 and 100 representing the profit percentage (required) - guarantee: Description of guarantees offered (required) - investment amount: Minimum or total investment amount required - duration: Project duration or investment period - status: Current status of the project (active, completed, pending, etc.) Please provide the extracted data in this JSON format: {{ "{object name}": {{ "field\_name": "extracted\_value\_or\_null" }} }} - Return only the JSON response, no additional text HTML CONTENT: {html\_content}

#### ب\_٢ پرامپت عامل تابعمحور

#### Function-oriented Agent Prompt

Use the function `{function\_name}` to return the {object\_description} from the following HTML. Only use the function.

{html\_content}

## ب-۳ پرامپتهای عامل متخصص

ب\_٣-١ پرامپت دور اول: استخراج جامع

#### Expert Agent: Round 1 (Comprehensive Extraction)

Extract the {object\_description} from the HTML using the
`{function\_name}` function.

#### INSTRUCTIONS:

- Extract ALL available information for each field
- Use exact text from the HTML when possible
- If a field is not found, set it to null
- Pay special attention to numerical values (preserve formatting and units)
- Look for complete text in guarantee/description fields

#### HTML:

{html\_content}

### ب-۳-۲ پرامپت دور دوم: دقت و کامل بودن

#### Expert Agent: Round 2 (Accuracy and Completeness)

Carefully extract the {object\_description} using

`{function\_name}`. Focus on COMPLETENESS and ACCURACY.

#### **EXTRACTION STRATEGY:**

- Scan the ENTIRE HTML content systematically
- Look for both visible text and data attributes
- For text fields, capture the FULL text, not abbreviated versions
- For numerical fields, preserve original formatting and units
- Double-check each field before finalizing

#### HTML:

{html\_content}

### ب-۳-۳ پرامپت دور سوم: چکلیست کیفیت

#### Expert Agent: Round 3 (Quality Checklist)

Perform a THOROUGH extraction of {object\_description} using
`{function\_name}`.

#### QUALITY CHECKLIST:

All required fields are extracted

Text fields contain complete, untruncated information

Numbers include proper units and formatting

No placeholder or generic values

Information matches what's actually in the HTML

Be extremely careful and methodical. Extract exactly what you see in the HTML.

#### HTML:

{html\_content}

#### Abstract

This research pursues two primary objectives. The first is to design and evaluate an agent-based system for the **structured information extraction** of crowdfunding projects from HTML content. To this end, three distinct strategies are implemented and compared as independent agents (Basic, Function, and Expert) based on human-annotated ground truth. Experimental results demonstrate the significant superiority of the Expert agent, which achieves **90.9**% accuracy by leveraging HTML cleaning and intelligent merging. The second objective is to assess the efficacy of the "LLM-as-a-Judge" paradigm. For this, an automated judge based on the lightweight Gemma model was implemented and its performance was compared against human evaluation. The results show that the automated judge is highly reliable for future research, achieving an F1-score above 90%. In summary, this study provides a comprehensive analysis of trade-offs in extraction strategies while also validating the use of an automated judge for such validation tasks.

**Keywords**: Information Extraction, HTML, Agent-based Architecture, LLM-as-a-Judge, Model Evaluation, Crowdfunding.



## Sharif University of Technology Department of Computer Engineering

B.Sc. Thesis

### Designing an Expert AI Agent for Extracting Crowdfunding Project Information from HTML

By:

Zahra Azar

Supervisor:

Dr. MohammadAmin Fazli

September 2025