Парсинг документов для эмбеддингов

11 Aug 2025, 7:15 pm

Итак привет! Сегодня мы будем подгатавливать документы для преобразования в эмбеддинги. 1.способы парсинга документов, так чтобы никакая информация не потерялась (например при двухколоночном PDF) Подготовь код для локального использования, можно использовать только опен ворс решения для данного решения.



11 Aug 2025, 7:15 pm • Model: Deep Research (o3)

Привет! Чтобы подготовить оптимальный код, можешь уточнить:

- 1. Какие форматы документов ты планируешь обрабатывать? (например, PDF, DOCX, TXT)
- 2. Какие типы содержимого критично сохранить? (текст, таблицы, формулы, изображения, порядок элементов и т.д.)
- 3. Предпочтения по языкам программирования и библиотекам? Python c PyMuPDF, pdfplumber, PDFMiner, или что-то ещё?
- 4. Планируется ли извлекать документы пакетно (много файлов) или по одному?

Как только уточнишь — соберу код с учётом всех требований.

11 Aug 2025, 7:23 pm

1. PDF, DOCX, TXT, pptx, excel, csv, все содержащие текстовую информацию, а также подключение к базам данных. Postgres 2.текст, таблицы, формулы, изображения, порядок элементов и т.д.) 3. python используй библиотеки доступные как из лонгчайн так и из других библиотек 4 пакетно - это промышленное решение, при котором производится сразу определение категорий вот пример нашего стартового набора документов: {'Нерудные_материалы': ['doc/Hepyдныe_материалы/Условия поставки нерудных материалов железнодорожным транспортом (от 17.06.2025).pdf', 'doc/Hepyдные_материалы/Условия поставки нерудных материалов (от 16.04.2024).pdf', 'doc/Hepyдные_материалы/Условия поставки нерудных материалов автомобильным транспортом (от 16.04.2024).pdf', 'doc/Hepyдные_материалы/Условия поставки нерудных материалов автомобильным транспортом (от

```
материалов водным транспортом (от 16.04.2024).pdf', 'doc/
Нерудные_материалы/Условия о стандартных оговорках к договору поставки
нерудных материалов (от 16.04.2024).pdf'], 'Железобетонные_изделия':
['doc/Железобетонные_изделия/Условия поставки автомобильным
транспортом (от 25.12.2024).pdf', 'doc/Железобетонные_изделия/Общие
условия к Договору поставки (от 25.12.2024).pdf', 'doc/
Железобетонные_изделия/Условия о стандартных оговорках (от
25.12.2024).pdf'], 'Информация_для_Поставщиков': ['doc/
Информация_для_Поставщиков/73aoe7e8k3cv397txl78fryp7myj1yk8.pdf',
'doc/
Информация_для_Поставщиков/jck2g2n6hg0hvwdtm9ab8bnoub49v17l.pdf',
'doc/
Информация_для_Поставщиков/hrzic06ymeyukmw574wrmox1z5uzx25q.pdf',
'doc/
Информация_для_Поставщиков/jfqjp0z614mtcc6s9rkib9i2q07dks21.pdf',
'doc/
Информация_для_Поставщиков/zlwfv7y6ef1wp1m4lpn0vzmq2v9za9t8.pdf',
'doc/
Информация_для_Поставщиков/sqrr5bf1spmusuz38fzdov7wcydhabh3.pdf',
Информация_для_Поставщиков/xdc987jlb4mmk9mb6pd0sodbq8hbvn3e.pdf',
'doc/Информация_для_Поставщиков/dptc5tkjmz2ll94sslu97dl6wc2lj1c8.pdf',
'doc/
Информация_для_Поставщиков/500ebb2f3fe47c94831b8bec83407a3b.pdf',
'doc/
Информация_для_Поставщиков/ecc0pm2wmuqhg11dyi6b4l2ajnlhj23x.pdf',
'doc/
Информация_для_Поставщиков/o72451xgkopg5cw22lcz0i2tao0uasb2.pdf',
'doc/
Информация_для_Поставщиков/gjqyo1x2pyelz58y7wt4891dm1ijw7q4.pdf',
'doc/
Информация_для_Поставщиков/yg7319dhabuq1lfz7ovn29tti0qx7fnp.pdf',
'doc/
Информация_для_Поставщиков/nkstax3697flq0etdj76qmii2emyy3jv.pdf',
'doc/
Информация_для_Поставщиков/4ugb038jzanlkmugm09nxpqs48lr5q94.pdf',
'doc/
Информация_для_Поставщиков/xcnz1l70u3n5sfib1zh2o8kl93cgn1ox.pdf',
'doc/
Информация_для_Поставщиков/501myrerq2ysc6gk4seoln9mhfc9r4ro.pdf',
'doc/
Информация_для_Поставщиков/p9mp7nyfv8uzjivfi0n8nedqocnobzt8.pdf',
'doc/Информация_для_Поставщиков/
```

Кодекс_делового_поведения_для_поставщиков.pdf', 'doc/
Информация_для_Поставщиков/vmf9ppwqznxg3plqnm9rr2mwm4gth7ww.pdf',
'doc/

Информация_для_Поставщиков/4dvwvpuke6gxzn7fpj3yw0o62ofoy518.pdf′, 'doc/Информация_для_Поставщиков/bx8vlk1desdestrpczriqfjp4tcetdvw.pdf′, 'doc/

Информация_для_Поставщиков/ad5sbxhmaeydamw1jkxtdgy9jimpaw43.pdf′, 'doc/

Информация_для_Поставщиков/wg2ancbv2hucsmwx6ah7wz3wz5vhv9ka.pdf'], 'Политики': ['doc/Политики/re6002fnyfoojr1memk1f3c1vq2qp6j2.pdf', 'doc/Политики/.ipynb_checkpoints', 'doc/

Политики/37a9rifoqkd801mtu222kczm0xm1vmt3.pdf', 'doc/Политики/ Кодекс_делового_поведения_для_поставщиков.pdf', 'doc/

Политики/bxlhd9e78jbno6t5104mxg5lqi3443vd.pdf'], 'Цемент': ['doc/ Цемент/Условия поставки автомобильным транспортом (от 25.12.2024).pdf', 'doc/Цемент/2zmvnznz6qubyicjeodzrlqtvhucr3l5.pdf', 'doc/Цемент/Условия о стандартных оговорках (от 25.12.2024).pdf', 'doc/Цемент/Условия поставки железнодорожным транспортом (от 17.06.2025).pdf', 'doc/Цемент/Общие условия к договору поставки (от 17.06.2025).pdf']} в папке doc. Также учти что необходимо строить иерархический граф по документам и внутри них. Можно использовать по спи лдокальную LLM для таких решений. Помни мы пытаемся создать онпремис решение для корпорации. Для референта есть вот такой инструмент внимательно его изучи:

https://github.com/dmayboroda/minima



11 Aug 2025, 7:23 pm • Model: Deep Research (o3)

Отлично, я подготовлю промышленный пайплайн на Python для парсинга PDF, DOCX, TXT, PPTX, Excel, CSV и подключения к PostgreSQL, с сохранением всех текстовых, табличных и визуальных данных без потерь, включая двухколоночные PDF. Также учту построение иерархических графов по структуре документов, поддержку пакетной обработки и локальную совместимость с LLM, ориентируясь на возможности проекта Minima. Как только решение будет готово, я предоставлю тебе код и инструкции по развёртыванию.



11 Aug 2025, 7:33 pm • Model: Deep Research (o3)

Подготовка документов для эмбеддингов

Обзор задачи и поддерживаемые форматы

Для качественного встраивания (embedding) текстовой информации из корпоративных данных необходимо предварительно разобрать исходные документы разных типов, не потеряв при этом содержимое. В корпоративной среде часто встречаются PDF-файлы (в том числе со сложной версткой), документы Word (DOC/DOCX), презентации PowerPoint (PPT/PPTX), электронные таблицы Excel (XLS/XLSX, CSV), простые тексты (TXT/Markdown) и данные, хранящиеся в реляционных базах (например, PostgreSQL). Необходимо обеспечить парсинг всех этих форматов с сохранением всей информации – текста, таблиц, формул, изображений, порядка следования элементов и т.д. В рамках on-premises решения будем использовать только открытые библиотеки (open source). К счастью, существуют готовые инструменты для локальной обработки: например, проект Minima представляет контейнерное RAG-решение с поддержкой локального индексирования PDF, XLS, DOCX, TXT, MD и CSV файлов кdjingpai.com . Мы рассмотрим, как реализовать подобную функциональность самостоятельно с помощью Python-библиотек (в том числе интеграций LangChain для загрузки документов различных типов stackoverflow.com).

Пакетная обработка и категории: В промышленном сценарии документы обрабатываются *пакетно*. Часто им заранее назначаются категории (например, по папкам). В примере задан набор категорий с привязанными файлами, например:

```
Python

{'Hepyдныe_материалы': ['doc/Hepyдныe_материалы/Условия поставки ...
.pdf', ...],
  'Железобетонные_изделия': ['doc/Железобетонные_изделия/Общие условия ...
.pdf', ...], ...}
```

При обработке можно автоматически присваивать каждому документу метаданные категории (на основе имени папки или предварительно заданного словаря). Это облегчит построение иерархической структуры знаний.

Ниже представлены подходы к парсингу каждого типа данных и кодовые примеры для локального использования.

Парсинг PDF без потери содержимого

Проблема: Простое извлечение текста из PDF постранично (например, методом PdfReader.extract_text() из PyPDF) может **перемешать колонки** и нарушить порядок текста. Особенно это актуально для многоколоночных макетов отчетов, статей, где текст идет параллельно в двух колонках. Также PDF могут содержать *таблицы* и формулы/ диаграммы (часто как изображения или сложная разметка), которые нужно корректно извлечь.

Решения:

• Использовать библиотеку **PyMuPDF (fitz)**, умеющую анализировать блоки текста и координаты. В PyMuPDF есть утилита multi_column.py , определяющая границы колонок на странице с помощью встроенного механизма обнаружения текстовых блоков artifex.com . Она возвращает список прямоугольных областей (bounding boxes) для колонок, отсортированных в порядке чтения. Затем можно извлекать текст по каждой области поочередно, сохраняя правильный порядок. Например:

```
Python

import fitz # PyMuPDF

doc = fitz.open("report.pdf")

for page in doc:
    boxes = column_boxes(page) # функция из multi_column.py, определяющая

колонки

page_text = ""

for rect in boxes:
    # Извлекаем текст внутри прямоугольника колонки, сортируя по строкам
    page_text += page.get_text(clip=rect, sort=True) + "\n"
    print(page_text)
```

В примере функция column_boxes возвращает координаты каждой колонки, и мы объединяем текст колонок по порядку artifex.com. Такой подход позволяет «видеть» колонки и извлекать текст в логической последовательности, как если бы мы читали документ. PyMuPDF также может извлекать изображения из PDF при необходимости (через page.get_images()), и поддерживает поиск по координатам, что полезно для выделения областей, содержащих формулы или подписи к рисункам.

- **PDFPlumber** еще одна open source библиотека для PDF. Хотя напрямую она возвращает весь текст страницы (и может сшивать соседние колонки), можно обойти это, *искусственно разделив страницу*. Например, с помощью метода стор можно разрезать страницу на левую и правую половину и извлечь их текст раздельно stackoverflow.com . Этот метод работает, если в документе ровно 2 колонки фиксированной ширины. Однако он требует аккуратности (например, страницы с плавающими изображениями или переменным числом колонок могут потребовать динамического определения границ). РуМиРDF в этом плане более гибок, т.к. анализирует *блоки текста* автоматически.
- Unstructured универсальный фреймворк для парсинга документов. Имеет функцию partition_pdf, которая возвращает список структурированных элементов (Element), каждый с типом (текстовый абзац, заголовок, список, таблица и пр.) и метаданными unstructured.io. Unstructured умеет при необходимости применять ОСR: например, для таблиц можно использовать стратегию hi_res, чтобы компьютерное зрение + OCR извлекли таблицу как текст с сохранением структуры (даже HTML-кодом таблицы) unstructured.io. Это позволяет не потерять данные, заключенные в ячейки, и восстановить табличный формат при выводе или передаче в LLM. Пример:

```
from unstructured.partition.pdf import partition_pdf
elements = partition_pdf("report.pdf", strategy="hi_res")
for elem in elements:
    print(elem.type, ":", elem.text[:100])
```

Здесь elements может включать в себя объекты типа Title, NarrativeText, Table, Figure и т.д., каждый с соответствующим содержимым. Использование Unstructured в сочетании с LangChain позволяет сразу получать Document с разделением по элементам. Например, LangChain предоставляет PyPDFLoader или интеграцию UnstructuredPDFLoader. В словаре соответствия форматов мы можем указать, что для .pdf применяется, скажем, PyPDFLoader (который внутри может использовать PyMuPDF) stackoverflow.com. В результате текст PDF будет загружен либо целиком, либо разбит на сегменты, готовые для дальнейшей обработки (например, chunking для эмбеддинга).

Извлечение таблиц и формул: Если PDF содержит таблицы, помимо упомянутого подхода с Unstructured (OCR), существуют специализированные библиотеки: Camelot, Tabula-py – для табличных данных (они пытаются распознать границы таблиц по линиям/структуре PDF и вернуть данные в CSV/DataFrame формат). Для формул в PDF ситуаций несколько: если формула написана текстом (LaTeX-символами) – она извлечется как текст; если она встроена как изображение – можно применить OCR или специализированные решения распознавания формул (например, *im2latex* модели). В сложных случаях, для 100% сохранения формул, можно хранить изображение формулы и заменить его на специальный токен в тексте (например, <FORMULA_IMG>), с возможностью последующей обработки. Главная цель – не потерять контент: либо текстом, либо ссылкой на объект формулы.

Парсинг документов Microsoft Word (DOCX)

Особенности DOCX: Документ Word хранится в формате Office Open XML. Его содержимое включает текст с форматированием, таблицы, изображения, списки, заголовки разделов, а также формулы, созданные средствами Word (OMML). При разборе DOCX важно извлечь весь основной текст и табличные данные. Формулы Word представляют проблему – библиотека python-docx (самый популярный инструмент для DOCX) не поддерживает уравнения через свой API stackoverflow.com . Формулы внутри DOCX фактически хранятся в XML (теги <m:oMath>), но python-docx их видит как непрозрачные объекты. Поэтому возможны два подхода: либо конвертировать Word в другой формат (PDF или HTML) и разобрать формулы на этом этапе, либо использовать низкоуровневый разбор XML.

Библиотеки и подходы:

• **Python-docx**: Позволяет открывать .docx и извлекать текст параграфов, ячеек таблиц, списков. Пример:

```
from docx import Document
doc = Document("file.docx")
full_text = []
for para in doc.paragraphs:
    full_text.append(para.text)
for table in doc.tables:
    for row in table.rows:
        cells = [cell.text for cell in row.cells]
        full_text.append("\t".join(cells))
text = "\n".join(full_text)
```

Этот код собирает все абзацы и таблицы (таблицы конкатенируются строками с разделителем). Он захватывает основной текст и табличные данные. **Однако**: формулы (если есть) не появятся, а изображения можно только сохранить отдельно (doc.part.related_parts содержит объекты изображений). Таким образом, python-docx покрывает текстовую часть. Если формулы для нас критичны, можно дополнительно пройтись по XML: найти элементы <m:oMath> и извлечь их XML или MathML. В качестве упрощения можно заменить такие объекты плейсхолдером [FORMULA] и сохранить картинку формулы (например, конвертировав документ в HTML, Word обычно сохраняет формулы как изображения с alt-текстом в MathML).

- **Docx2txt**: Утилита, конвертирующая .docx в простой текст (сохраняя примерно расположение). LangChain предоставляет Docx2txtLoader, использующий эту утилиту python.langchain.com. Он быстро получает весь текст, но может опустить нюансы форматирования (например, разделитель таблицы может быть пробелами). Если структурная точность не ключевая, это простой вариант. В противном случае лучше парсить с python-docx или Unstructured.
- UnstructuredWordDocumentLoader: LangChain-обертка над Unstructured для DOCX python.langchain.com . Она способна разделять документ на элементы. Unstructured распознает заголовки, списки, таблицы в Word-файле. Как и для PDF, можно указать mode="elements", чтобы не склеивать всё в один текст, а получить список элементов-документов python.langchain.com . Например, заголовки разделов можно получить отдельно от абзацев. В метаданных таких элементов будет указана категория (например, 'Title', 'List', 'Table') и даже уровень вложенности заголовка (если определимо) python.langchain.com . Это очень удобно для построения иерархии документа (см. ниже). Пример кода:

```
from langchain_community.document_loaders import UnstructuredWordDocumentLoader
loader = UnstructuredWordDocumentLoader("file.docx", mode="elements")
docs = loader.load()
for doc in docs:
    print(doc.metadata.get("category"), ":", doc.page_content[:30])
```

Ha выходе docs – список Document, где каждый соответствует элементу (например, заголовок или абзац). По метаданным саtegory можно определить тип (например,

'Title' для заголовков, 'NarrativeText' для обычных абзацев и т.д.). Если не нужны отдельные элементы, можно использовать mode="single" (объединить все в один Document) – тогда структура потеряется, но текст сохранится.

Вывод изображений: Изображения в DOCX можно извлечь через python-docx (Document.parts хранит media) или Unstructured (он должен пометить в элементах Figure с указанием подписи, однако сам файл изображения надо сохранять отдельно). Для целей текстового эмбеддинга, как правило, изображения либо игнорируются, либо их подписи включаются как текст. Если необходимо включить информацию с изображения (например, скриншот с текстом), можно прогнать его через OCR (например, руtesseract). Это выйдет за рамки стандартного парсинга, но обеспечит отсутствие потери информации даже из картинок.

Обработка текстовых файлов (TXT, Markdown)

ТХТ – самый простой случай. Нужно прочитать файл с правильной кодировкой (обычно UTF-8). Например:

```
Python

with open("file.txt", "r", encoding="utf-8") as f:
    text = f.read()
```

Затем текст можно разделять на документы/строки по необходимости. В LangChain есть готовый TextLoader . Markdown-файлы (.md) также можно считывать как текст; при желании можно конвертировать их HTML-парсером или использовать UnstructuredMarkdownLoader для разбиения по элементам (заголовки, списки и т.д.).

При обработке *больших* ТХТ стоит учитывать **chunking** – разбивку на фрагменты для эмбеддинга, но это уже следующий этап после извлечения.

Презентации PowerPoint (PPTX)

Презентации содержат слайды с различными полями текста, заголовками, списками и иногда табличными объектами или изображениями. Задача – вытащить текст с каждого слайда в понятном порядке.

Подходы:

• Библиотека **python-pptx**: Позволяет открыть .pptx и итерироваться по слайдам и их shape-объектам. Каждый shape может содержать text_frame с параграфами текста или быть таблицей (shape.table) или картинкой. Код для извлечения текста:

```
Python

from pptx import Presentation
prs = Presentation("slides.pptx")
```

```
all_text = []
for slide in prs.slides:
    # Например, сначала заголовок слайда:
    title_shapes = [sh for sh in slide.shapes if sh.name.startswith("Title")]
    for sh in title_shapes:
        if sh.has_text_frame:
            all_text.append(sh.text) # заголовок
    # Затем все текстовые объекты
   for shape in slide.shapes:
        if shape.has_text_frame:
            all_text.append(shape.text)
        elif shape.has table:
            for row in shape.table.rows:
                cells = [cell.text for cell in row.cells]
                all_text.append("\t".join(cells))
text = "\n".join(all_text)
```

Такой код собирает тексты из всех текстовых рамок и таблиц. Мы специально обрабатываем заголовки (если имя shape указывает на Title, это часто главный заголовок слайда). В результате получим текст, при необходимости разбитый по строкам/таблицам. Изображения можно сохранить из shape image (если нужно ОСR, как обсуждалось ранее).

• UnstructuredPowerPointLoader (LangChain): Использует руthon-ррtх и Unstructured. Он аналогично извлекает все текстовые элементы. По умолчанию объединяет их в один Document (на слайд или весь файл), но можно задать mode="elements" для разбивки по отдельным элементам с метаданными python.langchain.com (как и в случае Word). Преимущество – наличие метаданных о слайде, дате модификации, языке и т.п. (подтягивается Unstructured, см. пример с 'category_depth', 'page_number' и др. в выводе метаданных python.langchain.com). Если нужна структура, можно, например, группировать элементы по номеру слайда.

Примечание: Формат РРТ (старый бинарный) лучше предварительно конвертировать в РРТХ (например, открыть и сохранить в новой версии), так как многие инструменты ориентированы на РРТХ (Open XML).

Таблицы Excel (XLSX) и CSV

CSV: текстовый формат таблицы, легко читается стандартными средствами. В LangChain есть CSVLoader, который по умолчанию читает CSV и формирует Document, где каждая строка представлена как строка текста, а первая строка как заголовок колонок. Можно и самостоятельно:

```
import csv
docs = []
with open("data.csv", newline='', encoding='utf-8') as f:
```

```
reader = csv.reader(f)
headers = next(reader, None)

for row in reader:

# Создаем строку вида "Col1: value1; Col2: value2; ..."

if headers:

content = "; ".join(f"{h}: {val}" for h, val in zip(headers, row))

else:

content = ", ".join(row)

docs.append(content)
```

Здесь docs будет списком строковых документов – по одному на каждую запись CSV. Их можно дальше преобразовать в объекты Document с метаданными. Такой подход не теряет данных. При очень больших CSV может потребоваться стриминг/постраничная загрузка, но с точки зрения эмбеддинга часто CSV не бывают огромными текстами (скорее, структурированные данные).

Excel (XLSX): Можно использовать pandas или openpyxl. Pandas способен прочитать файл Excel целиком (pd.read_excel) или лист за листом. Например:

```
import pandas as pd
xls = pd.ExcelFile("book.xlsx")
for sheet_name in xls.sheet_names:
    df = pd.read_excel(xls, sheet_name)
    for index, row in df.iterrows():
        # Преобразуем строку DataFrame в текст
        content = "; ".join(f"{col}: {row[col]}" for col in df.columns)
        docs.append(content)
```

Мы обходим каждый лист и каждую строку, превращая её в текст аналогично CSV. Если же Excel-файл – это не структурированные данные, а, скажем, финансовый отчет с формулами, сводными таблицами – такой метод представит только вычисленные значения ячеек. Формулы Excel как таковые (их выражения) получить можно через openpyxl (cell.value вернет формулу, если openpyxl открыть файл с keep_links=True), но для целей семантического поиска формулы Excel обычно не нужны. Главное – сохранить текст из ячеек и заголовков.

Примечание: Excel .xls (старый формат) можно читать через pd.read_excel (требует установленных движков, например xlrd для xls; версии xlrd > 2.0 не поддерживают xls, тогда можно использовать openpyxl или конвертировать файл).

Извлечение текстов из базы данных (PostgreSQL)

Подключение к базе данных позволяет включить в наш корпус текста данные, которые хранятся не в файловой системе, а в SQL-таблицах. Здесь возможно два сценария:

- 1. **Хранение документов в БД** например, таблица содержит столбец с полным текстом документов (или JSON). Тогда выгружаем эти тексты как единицы для эмбеддинга.
- 2. **Структурированные данные** например, у нас есть таблица с колонками, и мы хотим использовать её содержимое в поиске знаний. Можно превратить каждую строку таблицы в кусок текста (как мы делали для CSV).

Для подключения используем библиотеку **psycopg2** (либо SQLAlchemy). Пример извлечения:

```
import psycopg2
conn = psycopg2.connect(host="localhost", dbname="mydb", user="user",
password="pwd")
cur = conn.cursor()
cur.execute("SELECT id, title, content FROM documents;")
rows = cur.fetchall()
docs = []
for (doc_id, title, content) in rows:
    text = f"Document {doc_id}: {title}\n{content}"
    docs.append(text)
conn.close()
```

Здесь мы из каждой строки делаем текст: вставляем заголовок, содержимое. Далее docs можно обрабатывать аналогично файлам. Если данных очень много, можно выгружать порциями или фильтровать по дате/категории на уровне SQL. Также можно прикрепить к Document метаданные из полей (например, автор, дата), чтобы потом с их помощью делать фильтрацию в векторном хранилище.

LangChain предоставляет утилиту SQLDatabase и даже цепочку для SQL-вопросов, однако для нашей задачи (подготовка эмбеддингов) проще явно выполнить нужные SELECT-запросы и сформировать текст.

Сохранение структуры и построение иерархического графа

После парсинга всех документов важно **сохранить структуру**: как между документами, так и внутри них. В нашем случае структура многуровневая: *категория* → *документ* → *разделы/элементы*.

Междокументная иерархия (категории): Если документы рассортированы по папкам или меткам категорий, можно отразить это в графе знаний. Например, узел "Нерудные материалы" связан с узлами-документами (условия поставки и др.). В процессинг-пайплайне это реализуется присвоением каждому Document поля

metadata["category"] . Тогда при ответах на вопросы или при фильтрации можно использовать эту категорию.

Внутренняя структура документов: Благодаруя инструментам вроде Unstructured, мы можем получить заголовки разделов и другие элементы. Например, элементы с category="Title" и разной глубиной могут соответствовать структуре подразделов руthon.langchain.com . Построим дерево: для каждого документа собираем его элементы; первые элементы Title (depth 0) – это, возможно, заголовок документа, или разделы верхнего уровня. Более мелкие заголовки (depth 1, 2) – вложенные подразделы. Такое дерево можно хранить в виде, например, вложенного словаря или специальной структуры. Также можно использовать графовую библиотеку (NetworkX) для хранения и traversal: вершины – идентификаторы элементов, ребра – "часть/подразделение". Это пригодится, если нужно отвечать на вопросы по разделам или делать тематический поиск.

Пример иерархии:

```
Техt

Категория "Цемент"

— Документ "Общие условия к договору поставки (17.06.2025)"

— Раздел 1: ...

— Подраздел 1.1: ...

— Раздел 2: ...

— ...
```

Мы получили бы такое, если в тексте документа присутствуют заголовки. Извлекая их (например, текст, оформленный стилем Heading 1, Heading 2 в Word, или крупный полужирный шрифт в PDF – Unstructured умеет определять заголовки), можем воссоздать эту структуру.

Связи между документами: Помимо иерархии, в граф можно добавить связи типа "документ А ссылается на документ В" (если, скажем, обнаружены ссылки). Это уже выходит за рамки простой иерархии, но упоминание возможно: на этапе парсинга можно поискать шаблоны ссылок (названия других документов, гиперссылки) и собирать такие связи.

Генерация эмбеддингов и хранилище векторів

Когда тексты извлечены и структурированы, их можно конвертировать в эмбеддинги. На 100% локальном решении мы используем модели **Sentence Transformers** или аналогичные. К примеру, Minima применяет модель *all-mpnet-base-v2* из SentenceTransformers для получения эмбеддингов размерности 768 github.com . Выбор модели зависит от языка документов (для русского можно взять многоязычные модели, например paraphrase-multilingual-MinilM). Пример кода эмбеддинга:

```
from sentence_transformers import SentenceTransformer
model = SentenceTransformer('sentence-transformers/all-mpnet-base-v2')
vectors = [model.encode(doc) for doc in docs] # docs - список строк или объектов
Document
```

Здесь vectors – список numpy-массивов (эмбеддингов). Далее их обычно загружают в векторное хранилище для поиска. В open-source доступны, например, **FAISS** (библиотека Facebook для анн поиска) или **Qdrant** – высокопроизводительное векторное хранилище (Minima использует Qdrant для индексации локальных файлов 9†L9-L120). С Vector Store можно выполнять семантический поиск, а связав его с LLM – реализовать *Retrieval Augmented Generation* (RAG), когда при вопросе пользователя находятся релевантные фрагменты документов и передаются локальной LLM для генерации ответа.

Заключение

Подытоживая: для *полноценной* подготовки корпоративных документов к эмбеддингу необходим конвейер, который: (1) **парсит каждый документ** с учетом его формата, используя специализированные open-source библиотеки (PyMuPDF, PDFPlumber, python-docx, python-pptx, pandas и др., а также интеграции Unstructured/LangChain для унификации работы); (2) **не теряет информации** – обрабатывает многоколоночный текст artifex.com аrtifex.com, сохраняет содержимое таблиц unstructured.io, выявляет структуры (заголовки, списки) и по возможности формулы/изображения; (3) **добавляет метаданные** о структуре (категории, разделы), строя иерархический граф знаний; (4) **получает эмбеддинги** локальной моделью и сохраняет их во внутреннем хранилище.

Такое решение будет полностью on-premises, без внешних зависимостей, и обеспечит максимальную полноту данных при последующем поиске или диалоговом взаимодействии с документами. Используя рассмотренные библиотеки и подходы, можно добиться высокого качества индексирования разнородных корпоративных данных, аналогично готовым решениям вроде Minima (kdjingpai.com), но с необходимой гибкостью под задачи организации.

11 Aug 2025, 8:18 pm

Плохо!!! Позор!!! оЗ был лучше!!!



11 Aug 2025, 8:18 pm • Model: gpt-5-thinking

Понял, принял. Мой прошлый ответ не дотянул до вашего продакшн-уровня. Исправляюсь: ниже — готовый **on-prem, open-source** пайплайн для **пакетного** парсинга PDF/DOCX/TXT/PPTX/Excel/CSV + извлечения из PostgreSQL, с учётом **двухколоночных PDF**, таблиц, формул, изображений и **иерархического графа**. Код рассчитан на локальный запуск без внешних API и подготовлен «под эмбеддинги».

1) Установка

2) Структура проекта

```
Text
 doc_ingest/
   main.py
   config.py
   models.py
   utils_io.py
   graph_builder.py
   parsers/
     __init__.py
     pdf_parser.py
     docx_parser.py
     pptx_parser.py
     excel_csv_parser.py
     txt_parser.py
     pg_loader.py
   outputs/
     dataset/
                     # JSONL/CSV для эмбеддингов
     media/
                       # извлечённые изображения/формулы
     graphs/
                       # GraphML/JSON иерархий
```

3) Модели данных (единный формат элементов)

```
Python
 # models.py
 from pydantic import BaseModel, Field
 from typing import Optional, List, Dict, Literal
 from uuid import uuid4
 from pathlib import Path
 ElementType =
 Literal["paragraph", "title", "list", "table", "formula", "image", "metadata", "slide", "r
 ow"]
 class DocElement(BaseModel):
     id: str = Field(default_factory=lambda: str(uuid4()))
     category: Optional[str] = None
     doc_path: Optional[str] = None
     doc_id: Optional[str] = None
     source_type: Optional[str] = None # pdf/docx/pptx/xlsx/csv/txt/pg
     page: Optional[int] = None
     order: Optional[int] = None
     bbox: Optional[List[float]] = None # [x0,y0,x1,y1] для PDF
     element_type: ElementType
     text: Optional[str] = None
                                        # основной текст
     html: Optional[str] = None
                                         # табличный/формульный HTML
     media_path: Optional[str] = None # сохранённое изображение/формула (png)
     headings_path: Optional[List[str]] = None # ["Гл.1","1.1",...]
     parents: Optional[List[str]] = None # id узлов-родителей в графе
     metadata: Dict = Field(default_factory=dict)
```

4) Утилиты ввода/вывода

```
# utils_io.py
import json, os
from typing import Iterable
from pathlib import Path
from models import DocElement

def ensure_dirs():
    Path("outputs/dataset").mkdir(parents=True, exist_ok=True)
```

```
Path("outputs/media").mkdir(parents=True, exist_ok=True)
Path("outputs/graphs").mkdir(parents=True, exist_ok=True)

def dump_jsonl(elements: Iterable[DocElement], out_path: str):
    with open(out_path, "w", encoding="utf-8") as f:
        for el in elements:
            f.write(json.dumps(el.model_dump(), ensure_ascii=False) + "\n")
```

5) Конфигурация

```
Python
 # config.py
 from typing import Dict, List, Optional
 from dataclasses import dataclass, field
 @dataclass
 class PipelineConfig:
    # входы
    categories: Dict[str, List[str]] # {"Категория": ["doc/..pdf", ...], ...}
     # postgres как источник (опционально)
     pg_dsn: Optional[str] = None # "postgresq1://user:pwd@host:5432/db"
     pg_query: Optional[str] = None # "select id, title, content from documents"
     # парсинг
     pdf_ocr_fallback: bool = True # ОСR для сканов
     pdf_table_extraction: bool = True # попытка вытаскивать таблицы
     keep_images: bool = True
                                 # сохранять изображения
     keep formulas: True
     # chunk/порядок
     max_chars_per_element: int = 15000 # «сырой» элемент (резка для эмбеддингов
 отдельно)
     # производительность
     workers: int = 4
```

6) PDF: корректный порядок, двухколоночные, таблицы, OCR

```
# parsers/pdf_parser.py
from typing import List, Dict, Iterable, Optional
from models import DocElement
from pathlib import Path
import fitz # PyMuPDF
import pdfplumber
from PIL import Image
import io, os
import numpy as np
try:
    import camelot # optional
   HAS CAMELOT = True
except Exception:
   HAS_CAMELOT = False
def _save_image(pix, stem: str, idx: int) -> str:
    img path = Path(f"outputs/media/{stem} img {idx}.png")
    pix.save(img_path.as_posix())
    return img_path.as_posix()
def _two_means_threshold(xs: List[float]) -> Optional[float]:
    """Простейший k=2 clustering по x-центрам для разделения колонок (без
sklearn)."""
    if len(xs) < 8: # мало блоков — вероятно, одна колонка
        return None
    x = np.array(xs, dtype=float).reshape(-1, 1)
    c1, c2 = np.min(x), np.max(x)
    for in range(12):
        d1 = np.abs(x - c1)
        d2 = np.abs(x - c2)
        g1 = x[d1 \le d2]; g2 = x[d2 \le d1]
        nc1 = np.mean(g1) if len(g1) else c1
        nc2 = np.mean(g2) if len(g2) else c2
        if abs(nc1 - c1) < 1e-2 and abs(nc2 - c2) < 1e-2:
            break
        c1, c2 = nc1, nc2
    thr = float((c1 + c2) / 2.0)
    # убедимся, что разделение осмысленно
    left = (x < thr).sum(); right = (x >= thr).sum()
    if left >= 3 and right >= 3:
       return thr
    return None
def _extract_text_blocks(page: fitz.Page):
    # blocks: (x0,y0,x1,y1, text, block_no, block_type, ...)
    blocks = page.get_text("blocks")
    txt_blocks = []
    for b in blocks:
```

```
if len(b) >= 5 and isinstance(b[4], str) and b[4].strip():
            x0, y0, x1, y1, text = b[:5]
            txt_blocks.append((x0, y0, x1, y1, text))
    return txt_blocks
def parse_pdf(
    path: str,
    category: Optional[str] = None,
    keep_images: bool = True,
    table extraction: bool = True,
    ocr_fallback: bool = True,
) -> List[DocElement]:
    doc = fitz.open(path)
    stem = Path(path).stem
    out: List[DocElement] = []
    doc_id = stem
    order = 0
    for pno in range(len(doc)):
        page = doc[pno]
        width, height = page.rect.width, page.rect.height
        blocks = _extract_text_blocks(page)
        # Попытка детекта 2-х колонок
        centers = [(b[0]+b[2])/2 for b in blocks ]
        thr = _two_means_threshold(centers) if centers else None
        def emit_par(text, bbox):
            nonlocal order
            out.append(DocElement(
                category=category, doc_path=path, doc_id=doc_id,
source_type="pdf",
                page=pno+1, order=order, bbox=list(bbox),
                element_type="paragraph", text=text
            ))
            order += 1
        # Текст: либо по колонкам, либо по естественному порядку
        if thr:
            left = [b \text{ for } b \text{ in blocks if } (b[0]+b[2])/2 < thr]
            right = [b \text{ for } b \text{ in blocks if } (b[0]+b[2])/2 >= thr]
            for col in (left, right): # порядок чтения: слева направо
                col.sort(key=lambda b: (b[1], b[0]))
                for (x0,y0,x1,y1, text) in col:
                     emit_par(text.strip(), (x0,y0,x1,y1))
        else:
            # одна колонка/нехватает блоков — сортируем сверху вниз
            blocks.sort(key=lambda b: (b[1], b[0]))
            if blocks:
```

```
for (x0,y0,x1,y1, text) in blocks:
                    emit_par(text.strip(), (x0,y0,x1,y1))
            else:
                # Возможно скан: OCR (fallback)
                if ocr_fallback:
                    pix = page.get_pixmap(dpi=300)
                    img = Image.open(io.BytesIO(pix.tobytes("png")))
                    try:
                        import pytesseract
                        txt = pytesseract.image_to_string(img, lang="rus+eng")
                        if txt.strip():
                            emit_par(txt.strip(), (0,0,width,height))
                    except Exception:
                        pass
        # Изображения
        if keep_images:
            imgs = page.get_images(full=True)
            for i,(xref, *_rest) in enumerate(imgs):
                try:
                    pix = fitz.Pixmap(doc, xref)
                    if pix.n > 4: # CMYK
                        pix = fitz.Pixmap(fitz.csRGB, pix)
                    mpath = _save_image(pix, stem=f"{stem}_p{pno+1}", idx=i)
                    out.append(DocElement(
                        category=category, doc_path=path, doc_id=doc_id,
source_type="pdf",
                        page=pno+1, element_type="image", media_path=mpath,
order=order
                    ))
                    order += 1
                except Exception:
                    continue
        # Таблицы из PDF (best-effort)
        if table_extraction:
            try:
                with pdfplumber.open(path) as pl:
                    pg = pl.pages[pno]
                    tables = pg.extract_tables() # stream-алгоритм
                    for ti, table in enumerate(tables):
                        if not table:
                            continue
                        rows = ["\t".join([c or "" for c in row]) for row in
tablel
                        text = "\n".join(rows)
                        out.append(DocElement(
                            category=category, doc_path=path, doc_id=doc_id,
```

```
source_type="pdf",
                             page=pno+1, element_type="table", text=text,
order=order
                         ))
                         order += 1
            except Exception:
                pass
            if HAS_CAMELOT:
                try:
                    # Camelot сам определит страницы с сеткой
                    import camelot
                    tables = camelot.read_pdf(path, pages=str(pno+1),
flavor="lattice")
                    for i, t in enumerate(tables):
                         csv_text = t.df.to_csv(index=False)
                         out.append(DocElement(
                             category=category, doc_path=path, doc_id=doc_id,
source_type="pdf",
                             page=pno+1, element_type="table", text=csv_text,
order=order,
                             metadata=
{"extractor": "camelot", "shape":list(t.df.shape)}
                         ))
                        order += 1
                except Exception:
                    pass
    return out
```

7) DOCX: текст, таблицы, формулы (OMML)

```
# parsers/docx_parser.py
from typing import List, Optional
from models import DocElement
from pathlib import Path
from docx import Document
from lxml import etree

OMML_NS = {"m": "http://schemas.openxmlformats.org/officeDocument/2006/math"}

def parse_docx(path: str, category: Optional[str]=None) -> List[DocElement]:
```

```
doc = Document(path)
   stem = Path(path).stem
   out: List[DocElement] = []
   doc_id = stem
   order = 0
   # Параграфы и списки
   for para in doc.paragraphs:
        text = para.text.strip()
       if text:
            out.append(DocElement(
                category=category, doc_path=path, doc_id=doc_id,
source_type="docx",
                element_type="paragraph", text=text, order=order
            ))
            order += 1
   # Таблицы
   for tbl in doc.tables:
        for row in tbl.rows:
            cells = [c.text.replace("\n"," ").strip() for c in row.cells]
            out.append(DocElement(
                category=category, doc_path=path, doc_id=doc_id,
source_type="docx",
                element_type="table", text="\t".join(cells), order=order
            ))
            order += 1
    # Формулы (OMML) — низкоуровневый доступ к XML
   root = doc.element.body._tc.getparent().getroottree() # XML дерево документа
   xml = root.getroot()
    for node in xml.xpath(".//m:oMath", namespaces=OMML_NS):
        xml_str = etree.tostring(node, encoding="unicode")
        out.append(DocElement(
            category=category, doc_path=path, doc_id=doc_id, source_type="docx",
            element_type="formula", html=xml_str, order=order
        ))
        order += 1
   # Изображения — опционально: doc.part.related_parts
    for r_id, part in doc.part.related_parts.items():
        if part.partname and part.partname.ext.lower() in
[".png",".jpg",".jpeg",".bmp"]:
            # Можно сохранить бинарник; тут пропустим для компактности
            pass
    return out
```

8) РРТХ: слайды, текст, таблицы

```
Python
 # parsers/pptx_parser.py
 from typing import List, Optional
 from models import DocElement
 from pathlib import Path
 from pptx import Presentation
 def parse_pptx(path: str, category: Optional[str]=None) -> List[DocElement]:
     prs = Presentation(path)
     stem = Path(path).stem
     out: List[DocElement] = []
     doc_id = stem
     order = 0
     for sidx, slide in enumerate(prs.slides, start=1):
         # Заголовки и текстовые фреймы
         for shape in slide.shapes:
             if hasattr(shape, "has_text_frame") and shape.has_text_frame:
                 txt = shape.text.strip()
                 if txt:
                     out.append(DocElement(
                         category=category, doc_path=path, doc_id=doc_id,
 source_type="pptx",
                         element_type="paragraph", text=txt, order=order,
                         metadata={"slide": sidx}
                     ))
                     order += 1
             if hasattr(shape, "has_table") and shape.has_table:
                 for row in shape.table.rows:
                     cells = [c.text.replace("\n"," ").strip() for c in row.cells]
                     out.append(DocElement(
                         category=category, doc_path=path, doc_id=doc_id,
 source_type="pptx",
                         element_type="table", text="\t".join(cells), order=order,
                         metadata={"slide": sidx}
                     ))
                     order += 1
         # Отметим границу слайда (метаданные)
         out.append(DocElement(
             category=category, doc_path=path, doc_id=doc_id, source_type="pptx",
             element_type="slide", text=f"--- Слайд {sidx} ---", order=order
         ))
         order += 1
```

9) Excel/CSV

```
Python
 # parsers/excel_csv_parser.py
 from typing import List, Optional
 from models import DocElement
 from pathlib import Path
 import pandas as pd
 import csv
 def parse_csv(path: str, category: Optional[str]=None) -> List[DocElement]:
     out: List[DocElement] = []
     doc id = Path(path).stem
     order = 0
     with open(path, newline="", encoding="utf-8") as f:
         reader = csv.reader(f)
         headers = next(reader, None)
         for row in reader:
             if headers:
                 text = "; ".join(f"{h}: {v}" for h, v in zip(headers, row))
             else:
                 text = ", ".join(row)
             out.append(DocElement(
                 category=category, doc_path=path, doc_id=doc_id,
 source_type="csv",
                 element_type="row", text=text, order=order
             ))
             order += 1
     return out
 def parse_excel(path: str, category: Optional[str]=None) -> List[DocElement]:
     out: List[DocElement] = []
     xls = pd.ExcelFile(path)
     doc_id = Path(path).stem
     order = 0
     for sheet in xls.sheet_names:
         df = pd.read_excel(xls, sheet)
         for _, row in df.iterrows():
             text = "; ".join(f"{col}: {row[col]}" for col in df.columns)
             out.append(DocElement(
                 category=category, doc_path=path, doc_id=doc_id,
 source_type="xlsx",
                 element_type="row", text=str(text), order=order,
```

```
metadata={"sheet": sheet}
))
order += 1
return out
```

10) TXT

```
# parsers/txt_parser.py
from typing import List, Optional
from models import DocElement
from pathlib import Path

def parse_txt(path: str, category: Optional[str]=None) -> List[DocElement]:
    with open(path, "r", encoding="utf-8") as f:
        text = f.read()
    doc_id = Path(path).stem
    return [DocElement(
        category=category, doc_path=path, doc_id=doc_id, source_type="txt",
        element_type="paragraph", text=text, order=0
)]
```

11) PostgreSQL как источник

```
Python
 # parsers/pg_loader.py
 from typing import List
 from models import DocElement
 import psycopg2
 def load_from_pg(dsn: str, query: str, category: str="DB") -> List[DocElement]:
     con = psycopg2.connect(dsn)
     cur = con.cursor()
     cur.execute(query)
     rows = cur.fetchall()
     out = [1]
     order = 0
     for r in rows:
         # адаптируйте под свои колонки
         # пример: (id, title, content)
         if len(r) == 3:
```

```
rid, title, content = r
    text = f"{title}\n{content}"

else:
    text = " | ".join(str(x) for x in r)

out.append(DocElement(
    category=category, doc_path="postgres", doc_id=str(r[0]),
    source_type="pg", element_type="paragraph", text=text, order=order
))
    order += 1
cur.close(); con.close()
return out
```

12) Построение иерархического графа(категория → документ → элементы)

```
Python
 # graph_builder.py
 import networkx as nx
 from typing import List, Dict
 from models import DocElement
 from pathlib import Path
 import json
 def build_graph(elements_by_doc: Dict[str, List[DocElement]]) -> nx.DiGraph:
     G = nx.DiGraph()
     for doc_key, elems in elements_by_doc.items():
         # doc_key: "{category}/{doc_path}"
         cat, doc_path = doc_key.split("::", 1)
         cat_id = f"cat::{cat}"
         doc_id = f"doc::{doc_path}"
         G.add node(cat id, type="category", name=cat)
         G.add_node(doc_id, type="document", path=doc_path)
         G.add_edge(cat_id, doc_id, rel="contains")
         for el in elems:
             G.add_node(el.id, type=el.element_type, page=el.page, order=el.order)
             G.add_edge(doc_id, el.id, rel="has_element")
     return G
 def save_graph(G: nx.DiGraph, name="corpus_graph"):
     nx.write_graphml(G, f"outputs/graphs/{name}.graphml")
     nx.write_gexf(G, f"outputs/graphs/{name}.gexf")
     data = nx.readwrite.json_graph.node_link_data(G)
     with open(f"outputs/graphs/{name}.json", "w", encoding="utf-8") as f:
```

```
json.dump(data, f, ensure_ascii=False, indent=2)
```

13) Запуск пайплайна

```
Python
 # main.py
 import os, sys
 from typing import Dict, List
 from tqdm import tqdm
 from pathlib import Path
 from config import PipelineConfig
 from models import DocElement
 from utils_io import ensure_dirs, dump_jsonl
 from graph_builder import build_graph, save_graph
 from parsers.pdf_parser import parse_pdf
 from parsers.docx_parser import parse_docx
 from parsers.pptx_parser import parse_pptx
 from parsers.excel_csv_parser import parse_excel, parse_csv
 from parsers.txt_parser import parse_txt
 from parsers.pg_loader import load_from_pg
 SUPPORTED = {".pdf", ".docx", ".pptx", ".xlsx", ".xls", ".csv", ".txt"}
 def route_parse(path: str, cat: str, cfg: PipelineConfig) -> List[DocElement]:
     ext = Path(path).suffix.lower()
     if ext == ".pdf":
         return parse pdf(
             path, category=cat,
             keep_images=cfg.keep_images,
             table_extraction=cfg.pdf_table_extraction,
             ocr_fallback=cfg.pdf_ocr_fallback
         )
     if ext == ".docx":
         return parse_docx(path, category=cat)
     if ext == ".pptx":
         return parse_pptx(path, category=cat)
     if ext in (".xlsx",".xls"):
         return parse_excel(path, category=cat)
     if ext == ".csv":
         return parse_csv(path, category=cat)
     if ext == ".txt":
         return parse_txt(path, category=cat)
     return []
```

```
def run_pipeline(cfg: PipelineConfig):
    ensure_dirs()
    all_elements: List[DocElement] = []
    per_doc: Dict[str, List[DocElement]] = {}
    # 1) Файлы по категориям
    for cat, files in cfg.categories.items():
        for f in tqdm(files, desc=f"[{cat}]"):
            trv:
                elems = route_parse(f, cat, cfg)
                all elements.extend(elems)
                key = f"{cat}::{f}"
                per_doc[key] = elems
            except Exception as e:
                print(f"ERROR {f}: {e}")
    # 2) Источник из PostgreSQL (опционально)
    if cfg.pg_dsn and cfg.pg_query:
        db_elems = load_from_pg(cfg.pg_dsn, cfg.pg_query, category="DB")
        all elements.extend(db elems)
        per_doc["DB::postgres"] = db_elems
    # 3) Сохранение
    dump_jsonl(all_elements, "outputs/dataset/elements.jsonl")
    G = build graph(per doc)
    save_graph(G, name="corpus_graph")
    print(f"OK: {len(all elements)} элементов. JSONL:
outputs/dataset/elements.jsonl")
if __name__ == "__main__":
    # Пример вашего словаря категорий
    categories = {
        'Нерудные_материалы': [
            'doc/Нерудные_материалы/Условия поставки нерудных материалов
железнодорожным транспортом (от 17.06.2025).pdf',
            'doc/Hepyдныe_материалы/Общие условия к Договору поставки нерудных
материалов (от 16.04.2024).pdf',
            # ...
        ],
        'Железобетонные_изделия': [
            'doc/Железобетонные изделия/Условия поставки автомобильным транспортом
(or 25.12.2024).pdf',
            # ...
        ],
        # добавьте остальные
    }
```

```
cfg = PipelineConfig(
    categories=categories,
    pdf_ocr_fallback=True,
    pdf_table_extraction=True,
    keep_images=True,
    pg_dsn=None, # при необходимости
    pg_query=None
)
run_pipeline(cfg)
```

14) Что вы получаете на выходе

- outputs/dataset/elements.jsonl унифицированные элементы (параграфы/ таблицы/формулы/изображения) с порядком чтения, bbox (для PDF), метаданными и категорией. Это готовая матрица для **эмбеддинга** и дальнейшего индексирования (FAISS/Qdrant/Minima).
- outputs/media/* извлечённые изображения (в т.ч. формулы/диаграммы, если они были картинками).
- outputs/graphs/corpus_graph.(graphml|gexf|json) иерархический граф категория → документ → элемент, пригодный для навигации/визуализации/политик доступа.

15) Как готовить к эмбеддингам (намёк на следующий шаг)

Дальше обычно делается **семантическое чанкинг-правило** (по заголовкам/секциям/ абзацам, не «каждые N символов»), затем — эмбеддинг локальной моделью (sentence-transformers многоязычные для RU), сохранение во **FAISS/Qdrant**. Формулу/изображение можно сопроводить подписью и OCR-текстом, чтобы не терять смысл.

Если хотите — в следующем сообщении добавлю **модуль эмбеддинга + сохранение в FAISS/Qdrant** и экспорт формата, совместимого с вашим референтом (Minima).

```
11 Aug 2025, 8:43 pm
```

TypeError Traceback (most recent call last) Cell In[1], line 7 4 from tqdm import tqdm 5 from pathlib import Path ----> 7 from config import PipelineConfig 8 from models import DocElement 9 from utils_io import ensure_dirs, dump_jsonl

File

~/Documents/Jyputer_notebooks/Cementum/RAG_ULTRA_v0.1/doc_ingest/config.py:6 2 from typing import Dict, List, Optional 3 from dataclasses import dataclass, field 5 @dataclass ----> 6 class PipelineConfig: 7 # входы 8 categories: Dict[str, List[str]] # {"Категория": ["doc/...pdf", ...], ...} 9 # postgres как источник (опционально)

File /opt/anaconda3/envs/corp-rag/lib/python3.10/dataclasses.py:1184, in dataclass(cls, init, repr, eq, order, unsafe_hash, frozen, match_args, kw_only, slots) 1181 return wrap 1183 # We're called as @dataclass without parens. -> 1184 return wrap(cls)

File /opt/anaconda3/envs/corp-rag/lib/python3.10/dataclasses.py:1175, in dataclass.<locals>.wrap(cls) 1174 def wrap(cls): -> 1175 return _process_class(cls, init, repr, eq, order, unsafe_hash, 1176 frozen, match_args, kw_only, slots)

File /opt/anaconda3/envs/corp-rag/lib/python3.10/dataclasses.py:1024, in _process_class(cls, init, repr, eq, order, unsafe_hash, frozen, match_args, kw_only, slots) 1019 if init: 1020 # Does this class have a post-init function? 1021 has_post_init = hasattr(cls, _POST_INIT_NAME) 1023 _set_new_attribute(cls, 'init', -> 1024 _init_fn(all_init_fields, 1025 std_init_fields, 1026 kw_only_init_fields, 1027 frozen, 1028 has_post_init, 1029 # The name to use for the "self" 1030 # param in init. Use "self" 1031 # if possible. 1032 'dataclass_self' if 'self' in fields 1033 else 'self', 1034 globals, 1035 slots, 1036)) 1038 # Get the fields as a list, and include only real fields. This is 1039 # used in all of the following methods. 1040 field_list = [f for f in fields.values() if f._field_type is _FIELD]

File /opt/anaconda3/envs/corp-rag/lib/python3.10/dataclasses.py:544, in _init_fn(fields, std_fields, kw_only_fields, frozen, has_post_init, self_name, globals, slots) 542 seen_default = True 543 elif seen_default: -> 544 raise

TypeError(f'non-default argument {f.name!r} ' 545 'follows default argument') 547 locals = {f'type{f.name}': f.type for f in fields} 548 locals.update({ 549 'MISSING': MISSING, 550 '_HAS_DEFAULT_FACTORY': _HAS_DEFAULT_FACTORY, 551 'dataclass_builtins_object': object, 552 })

TypeError: non-default argument 'keep_formulas' follows default argument



11 Aug 2025, 8:43 pm • Model: gpt-5-thinking

Спасибо за лог — причина понятна.

Почему падает

В dataclass все поля **без значения по умолчанию** должны идти **до** полей **с умолчаниями**. У тебя поле keep_formulas записано как keep_formulas: True — это **аннотация без типа и без default**, поэтому интерпретируется как *не-дефолтное поле после дефолтных*, что и даёт:

```
Text

TypeError: non-default argument 'keep_formulas' follows default argument
```

Правка config.py

Замени содержимое на это (исправил тип и default, порядок полей сохранён корректный):

```
Python
 # config.py
 from typing import Dict, List, Optional
 from dataclasses import dataclass
 @dataclass
 class PipelineConfig:
     # входы (без дефолтов — первыми)
     categories: Dict[str, List[str]] # {"Категория": ["doc/..pdf", ...], ...}
     # postgres как источник (опционально)
     pg_dsn: Optional[str] = None # "postgresql://user:pwd@host:5432/db"
     pg_query: Optional[str] = None # "select id, title, content from documents"
     # парсинг
     pdf_ocr_fallback: bool = True # ОСR для сканов
     pdf_table_extraction: bool = True # попытка вытаскивать таблицы
     keep_images: bool = True
                                     # сохранять изображения
     keep_formulas: bool = True # <-- было 'keep_formulas: True' (ошибка)
     # chunk/порядок
     max_chars_per_element: int = 15000
     # производительность
     workers: int = 4
```

Перезапусти ячейку/скрипт — ошибка пропадёт. Если поймаешь следующую — кидай трейс, поправлю оперативно.

Итак переходим к следующему этапу вот что получилось: 14) Что вы получаете на выходе • outputs/dataset/elements.jsonl — унифицированные элементы (параграфы/таблицы/формулы/изображения) с порядком чтения, bbox (для PDF), метаданными и категорией. Это готовая матрица для эмбеддинга и дальнейшего индексирования (FAISS/Qdrant/Minima). • outputs/media/* — извлечённые изображения (в т.ч. формулы/диаграммы, если они были картинками). • outputs/graphs/corpus_graph.(graphml|gexf|json) — иерархический граф категория → документ → элемент, пригодный для навигации/визуализации/политик доступа.

□ Готовимся к эмбедингам нам нужна локальная эмбединговая модель, Нельзя чанки просто нарезать нужно умное разделение на чанки!! 15) Как готовить к эмбеддингам (намёк на следующий шаг)

Дальше обычно делается семантическое чанкинг-правило (по заголовкам/ секциям/абзацам, не «каждые N символов»), затем — эмбеддинг локальной моделью (sentence-transformers многоязычные для RU), сохранение во FAISS/Qdrant. Формулу/изображение можно сопроводить подписью и OCR-текстом, чтобы не терять смысл.



11 Aug 2025, 9:05 pm • Model: gpt-5-thinking

Отлично, идём дальше: **локальная модель эмбеддингов + умный семантический чанкинг** (без тупого N -символьного реза), с поддержкой таблиц/формул/изображений и сохранением в **FAISS** и/или **Qdrant**. Всё — on-prem, open-source.

О) Установка (добавить к уже установленному)

Bash

pip install sentence-transformers transformers faiss-cpu qdrant-client razdel

1) Конфиг для эмбеддингов

Добавь во **вчерашний** config.py второй датакласс (не ломает парсер):

Python

```
# config.py (добавить)
from dataclasses import dataclass
from typing import Optional
@dataclass
class EmbeddingConfig:
    # модель эмбеддингов (по умолчанию — высокое качество, RU-friendly)
    model name: str = "intfloat/multilingual-e5-base" # альтернатива:
"sentence-transformers/paraphrase-multilingual-MiniLM-L12-v2"
    device: str = "auto"
                                                          # "cuda", "cpu", "auto"
    # правила семантического чанкинга
    chunk_target_tokens: int = 350
    chunk_max_tokens: int = 512
    min_chunk_tokens: int = 64
    sentence_overlap: int = 1
    cohesion split: bool = True
                                  # разбиение по падению семантической
связности
   heading_aware: bool = True
                                        # использовать заголовки/номера разделов
    table_as_is: bool = True
                                        # таблица — отдельный чанк, но с
контекстом подписи/заголовка
    # индексация
    index_kind: str = "both"
                                        # "faiss" | "qdrant" | "both"
    faiss_out: str = "outputs/index/faiss.index"
    meta_out: str = "outputs/index/meta.jsonl"
    # Qdrant
    qdrant_host: str = "127.0.0.1"
    qdrant_port: int = 6333
    qdrant_collection: str = "cementum_docs"
```

2) Модель данных для чанков

```
Добавь в models.py:
```

```
Python

# models.py (добавить)
from typing import List, Optional
from pydantic import BaseModel, Field
from uuid import uuid4

class Chunk(BaseModel):
   id: str = Field(default_factory=lambda: str(uuid4()))
```

```
category: Optional[str] = None
doc_id: Optional[str] = None
doc_path: Optional[str] = None
text: str
token_len: int
char_len: int
chunk_index: int
from_order: int
to_order: int
page_from: Optional[int] = None
page_to: Optional[int] = None
heading_path: Optional[List[str]] = None
element_types: Optional[List[str]] = None
media_refs: Optional[List[str]] = None
```

3) Умный семантический чанкинг

Создай chunking.py:

```
Python
 # chunking.py
 import json, re
 from pathlib import Path
 from typing import List, Dict, Tuple, Iterable, Optional
 import numpy as np
 from razdel import sentenize
 from transformers import AutoTokenizer
 from sentence_transformers import SentenceTransformer
 from models import DocElement, Chunk
 from config import EmbeddingConfig
 _HEADING_RE = re.compile(
     r"^((раздел|глава|приложение)\s+\d+[\.\)]?|(\d+(\.\d+){0,3})[\)\.]?)\s+.+",
     flags=re.IGNORECASE
 )
 def _is_heading(text: str) -> bool:
     t = text.strip()
     if len(t) <= 3:
         return False
     if HEADING RE.match(t):
         return True
     # короткая ВЕРХНИМ РЕГИСТРОМ строка как заголовок
     if len(t) < 120 and t == t.upper() and re.search(r"[A-সA-Z]{3,}", t):
         return True
```

```
def _token_count(tokenizer, text: str) -> int:
    return len(tokenizer.encode(text, add_special_tokens=False))
def _prefix_for_model(model_name: str) -> str:
    # E5 требует префиксы: "passage: " для документов
    return "passage: " if "e5" in model name.lower() else ""
def _sentences(text: str) -> List[str]:
    return [s.text.strip() for s in sentenize(text) if s.text.strip()]
def _adjacent_sim_drop(embs: np.ndarray) -> List[int]:
    """Ищем места падения связности: низкая косинусная близость между соседними
предложениями."""
    if len(embs) < 3:</pre>
       return []
    embs = embs / (np.linalg.norm(embs, axis=1, keepdims=True) + 1e-12)
    sims = (embs[:-1] * embs[1:]).sum(axis=1) # косинус соседних
    # кандидаты на разрыв — ниже квантиля (25%)
   thr = float(np.quantile(sims, 0.25))
    cuts = [i+1 for i, s in enumerate(sims) if s <= thr]</pre>
    return cuts
def build_chunks(
   elements: List[DocElement],
    cfg: EmbeddingConfig,
) -> List[Chunk]:
    """Heading-aware + cohesion-aware чанкинг."""
    Path("outputs/index").mkdir(parents=True, exist_ok=True)
    tok = AutoTokenizer.from_pretrained(cfg.model_name)
    model = SentenceTransformer(cfg.model name)
    prefix = _prefix_for_model(cfg.model_name)
    chunks: List[Chunk] = []
    cur_buf: List[Tuple[DocElement, str]] = [] # (element, text_part)
    cur_tokens = 0
    chunk_index = 0
    heading_path: List[str] = []
    media refs: List[str] = []
    def flush_buf():
        nonlocal chunks, cur_buf, cur_tokens, chunk_index, media_refs
        if not cur_buf:
            return
        texts = [t for _, t in cur_buf if t.strip()]
        if not texts:
```

return False

```
cur_buf, cur_tokens, media_refs = [], 0, []
            return
        full = "\n".join(texts)
        # ecли cohesion_split включён — внутри буфера ещё делим по падениям
СВЯЗНОСТИ
        final_texts = []
        if cfg.cohesion_split:
            sents = []
            pos = []
            for el, t in cur_buf:
                ss = \_sentences(t)
                if not ss:
                    continue
                sents.extend(ss)
                pos.extend([el] * len(ss))
            if len(sents) > 2:
                s_embs = model.encode([prefix + s for s in sents],
                                       convert_to_numpy=True,
normalize_embeddings=True,
                                       batch_size=64, show_progress_bar=False)
                cuts = set(_adjacent_sim_drop(s_embs))
                # собираем сегменты по cuts, с учётом бюджетов токенов
                start = 0
                while start < len(sents):</pre>
                    end = start
                    buf txt = []
                    while end < len(sents):</pre>
                        if end in cuts and buf_txt:
                         candidate = "\n".join(buf_txt + [sents[end]])
                         if _token_count(tok, candidate) > cfg.chunk_max_tokens:
                             break
                         buf_txt.append(sents[end])
                         end += 1
                    final_texts.append("\n".join(buf_txt))
                    start = end
            else:
                final_texts = [full]
        else:
            final_texts = [full]
        # эмитим чанки
        orders = [el.order for el, _ in cur_buf if isinstance(el.order, int)]
        pages = [el.page for el, _ in cur_buf if isinstance(el.page, int)]
        element_types = list({el.element_type for el, _ in cur_buf})
        cat = cur_buf[0][0].category
        doc_id = cur_buf[0][0].doc_id
        doc_path = cur_buf[0][0].doc_path
```

```
for text in final_texts:
            if not text.strip():
                continue
            tokens = _token_count(tok, text)
            if tokens < cfg.min_chunk_tokens and chunks:</pre>
                # слить с предыдущим, если слишком мелкий
                prev = chunks[-1]
                merged = prev.text + "\n" + text
                if _token_count(tok, merged) <= cfg.chunk_max_tokens:</pre>
                    prev.text = merged
                    prev.token_len = _token_count(tok, prev.text)
                    prev.char_len = len(prev.text)
                    prev.to_order = max(prev.to_order, max(orders) if orders else
prev.to_order)
                    prev.page_to = max(prev.page_to or 0, max(pages) if pages else
(prev.page_to or 0)) or None
                    continue
            chunks.append(Chunk(
                category=cat,
                doc_id=doc_id,
                doc_path=doc_path,
                text=text,
                token_len=tokens,
                char_len=len(text),
                chunk index=chunk index,
                from_order=min(orders) if orders else 0,
                to order=max(orders) if orders else 0,
                page_from=min(pages) if pages else None,
                page_to=max(pages) if pages else None,
                heading_path=heading_path[:] if heading_path else None,
                element_types=element_types,
                media_refs=media_refs[:] if media_refs else None
            ))
            chunk_index += 1
        cur_buf, cur_tokens, media_refs = [], 0, []
    for el in elements:
        # обновляем heading_path
       if cfg.heading_aware and el.element_type in ("paragraph","title") and
el.text:
            if _is_heading(el.text):
                # новый раздел — сбрасываем буфер перед сменой заголовка
                flush_buf()
                # эвристика уровня: количество уровней нумерации
                m = re.match(r"^(\d+(?:\.\d+){0,3})", el.text.strip())
                depth = (len(m.group(1).split(".")) if m else 1) - 1
```

```
if depth < 0: depth = 0
                if len(heading_path) > depth:
                    heading_path = heading_path[:depth]
                heading_path.append(el.text.strip())
                continue
        # таблица — отдельный чанк (но с контекстом)
        if el.element_type == "table" and cfg.table_as_is:
            flush_buf()
            tbl text = el.text or (el.html or "")
            # префиксируем подписью раздела
            if heading_path:
                tbl_text = f"{' > '.join(heading_path)}\n{tbl_text}"
            # emit как самостоятельный буфер
            cur_buf = [(el, tbl_text)]
            flush_buf()
            continue
        # изображения/формулы — соберём ссылки, а текст берём из ОСR/подписей (если
были)
        if el.element_type in ("image","formula") and el.media_path:
            media_refs.append(el.media_path)
        piece = (el.text or el.html or "").strip()
        if not piece:
            continue
        piece_tokens = _token_count(AutoTokenizer.from_pretrained(cfg.model_name),
piece)
        # если переполняем буфер - сбрасываем
        if cur_tokens + piece_tokens > cfg.chunk_target_tokens:
            flush_buf()
        cur_buf.append((el, piece))
        cur_tokens += piece_tokens
    flush_buf()
    return chunks
```

4) Индексация: FAISS

```
embed_faiss.py :
```

```
# embed_faiss.py
import json
```

```
from pathlib import Path
from typing import List
import numpy as np
import faiss
from sentence_transformers import SentenceTransformer
from models import Chunk
from config import EmbeddingConfig
def embed_and_build_faiss(chunks: List[Chunk], cfg: EmbeddingConfig):
    Path("outputs/index").mkdir(parents=True, exist_ok=True)
    model = SentenceTransformer(cfg.model_name)
    prefix = "passage: " if "e5" in cfg.model_name.lower() else ""
    texts = [prefix + c.text for c in chunks]
    vecs = model.encode(
        texts, convert_to_numpy=True, normalize_embeddings=True,
        batch_size=128, show_progress_bar=True
    dim = vecs.shape[1]
    index = faiss.IndexFlatIP(dim) # т.к. вектора нормированы — IP == cosine
    index.add(vecs)
    faiss.write_index(index, cfg.faiss_out)
   with open(cfg.meta_out, "w", encoding="utf-8") as f:
        for c in chunks:
            f.write(json.dumps({
                "id": c.id,
                "category": c.category,
                "doc_id": c.doc_id,
                "doc_path": c.doc_path,
                "chunk_index": c.chunk_index,
                "text": c.text,
                "token_len": c.token_len,
                "heading_path": c.heading_path,
                "page_from": c.page_from,
                "page_to": c.page_to,
                "element_types": c.element_types,
                "media_refs": c.media_refs
            }, ensure_ascii=False) + "\n")
    print(f"FAISS index saved to {cfg.faiss_out}; meta -> {cfg.meta_out}")
```

5) Индексация: Qdrant (локальный)

```
Python
```

```
# embed qdrant.py
from typing import List
from gdrant client import QdrantClient
from qdrant_client.models import Distance, VectorParams, PointStruct
from sentence transformers import SentenceTransformer
from models import Chunk
from config import EmbeddingConfig
def push_to_qdrant(chunks: List[Chunk], cfg: EmbeddingConfig):
    client = QdrantClient(host=cfg.qdrant host, port=cfg.qdrant port)
    model = SentenceTransformer(cfg.model_name)
    prefix = "passage: " if "e5" in cfg.model_name.lower() else ""
    dim = model.get_sentence_embedding_dimension()
    # коллекция
    if cfg.qdrant_collection not in [c.name for c in
client.get collections().collections]:
        client.recreate collection(
            collection name=cfg.qdrant collection,
            vectors_config=VectorParams(size=dim, distance=Distance.COSINE)
        )
    # батчево
    B = 256
    for i in range(0, len(chunks), B):
        batch = chunks[i:i+B]
        texts = [prefix + c.text for c in batch]
        vecs = model.encode(texts, convert_to_numpy=True,
normalize_embeddings=True,
                            batch_size=128, show_progress_bar=False)
        points = []
        for c, v in zip(batch, vecs):
            payload = {
                "id": c.id,
                "category": c.category,
                "doc_id": c.doc_id,
                "doc_path": c.doc_path,
                "chunk_index": c.chunk_index,
                "text": c.text,
                "token_len": c.token_len,
                "heading_path": c.heading_path,
                "page_from": c.page_from,
                "page_to": c.page_to,
                "element_types": c.element_types,
                "media_refs": c.media_refs
            }
```

```
points.append(PointStruct(id=c.id, vector=v.tolist(),
payload=payload))
    client.upsert(collection_name=cfg.qdrant_collection, points=points)
    print(f"Qdrant upsert OK -> collection '{cfg.qdrant_collection}'")
```

6) Оркестрация шага эмбеддингов

main_embed.py :

```
Python
 # main_embed.py
 import json
 from pathlib import Path
 from typing import List
 from tqdm import tqdm
 from config import EmbeddingConfig
 from models import DocElement, Chunk
 from chunking import build_chunks
 from embed_faiss import embed_and_build_faiss
 from embed_qdrant import push_to_qdrant
 def load_elements(jsonl_path: str) -> List[DocElement]:
     items = []
     with open(jsonl_path, "r", encoding="utf-8") as f:
         for line in f:
             d = json.loads(line)
             items.append(DocElement(**d))
     return items
 def group_by_document(elements: List[DocElement]):
     buckets = {}
     for el in elements:
         key = (el.category or "UNK", el.doc_id or el.doc_path or "doc")
         buckets.setdefault(key, []).append(el)
     # сортируем по порядку для стабильности
     for k in buckets:
         buckets[k].sort(key=lambda x: (x.page or 0, x.order or 0))
     return buckets
 def run():
     cfg = EmbeddingConfig()
     Path("outputs/index").mkdir(parents=True, exist_ok=True)
     elements = load_elements("outputs/dataset/elements.jsonl")
```

```
buckets = group_by_document(elements)

all_chunks: List[Chunk] = []

for (cat, did), els in tqdm(buckets.items(), desc="Chunking per document"):
    ch = build_chunks(els, cfg)
    all_chunks.extend(ch)

print(f"Chunks total: {len(all_chunks)}")

if cfg.index_kind in ("faiss","both"):
    embed_and_build_faiss(all_chunks, cfg)

if cfg.index_kind in ("qdrant","both"):
    push_to_qdrant(all_chunks, cfg)

if __name__ == "__main__":
    run()
```

Что это даёт по факту

- **Heading-aware**: разбиение учитывает заголовки/номерные разделы, не рубит середину раздела.
- Cohesion-aware: внутри раздела ищем падения семантической связности (косинус соседних предложений) ставим границы там, где логично.
- Budget-aware: target/max tokens, с слиянием слишком мелких фрагментов.
- **Tables-aware**: таблицы отдельные чанки с контекстом заголовка.
- Images/Formulas: в чанке сохраняются media_refs , можно подключить OCR/MathMLнормализацию отдельно.
- **Index-ready**: FAISS (IP с нормированием) и/или Qdrant (COSINE). Полезные payloadметаданные: category , doc_id , heading_path , page_* , element_types .

Рекомендации по моделям (локально)

- **Качество (RU, multi)**: intfloat/multilingual-e5-base хороший баланс. (Помни формат "passage: ..." / "query: ...")
- Лёгкая/быстрая: sentence-transformers/paraphrase-multilingual-MiniLM-L12-v2.
- Большая: intfloat/multilingual-e5-large (если есть GPU/память).

Переключается одной строкой в EmbeddingConfig.model_name.

Дальше (если нужно)

- Экспорт схемы под ваш референт Minima (Qdrant уже совместим).
- Query-путь: encode("query: {text}") → поиск top-k по FAISS/Qdrant → реранкер (локальный, например, BAAI/bge-reranker-base).
- Политики доступа: фильтрация по category / doc_id / heading_path на уровне payload.

Если где-то упрёмся в производительность/качество — скажи, докрутим (GPU batching, aggressive dedup, доп. правила выделения заголовков для PDF через размеры шрифта PyMuPDF, автоконтекст таблиц и пр.).



Convert your ChatGPT to PDF with **pdfchatgpt.com** for free