

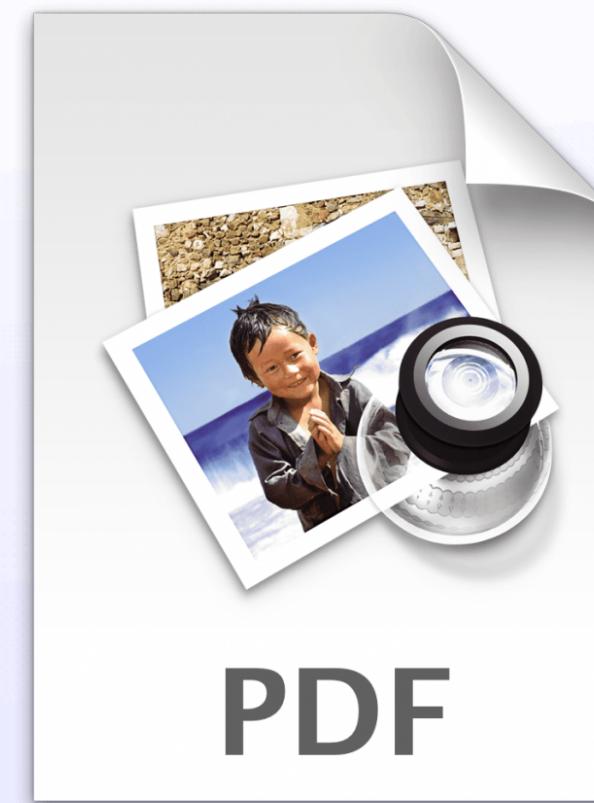
# **PDF-to-Text A nightmare that never ends**

**The basis of information mining for generative AI**

**Napat Dollapavijit**

# Most data is unstructured

# Key components



Image

Table

Text

Text extraction

Text format extraction

# Problem#1 Image

## Digital PDF

the same as in object detection tasks. It's the intersection of the predicted and ground truth boxes aka. TP divided by the union of the predicted and ground truth boxes, which is essentially  $TP + FN + FP$ . A example is shown down below.



**FIGURE 2.32:** taken from <https://learnopencv.com>

### 2.3.3.3 Multi-Modal Benchmarks

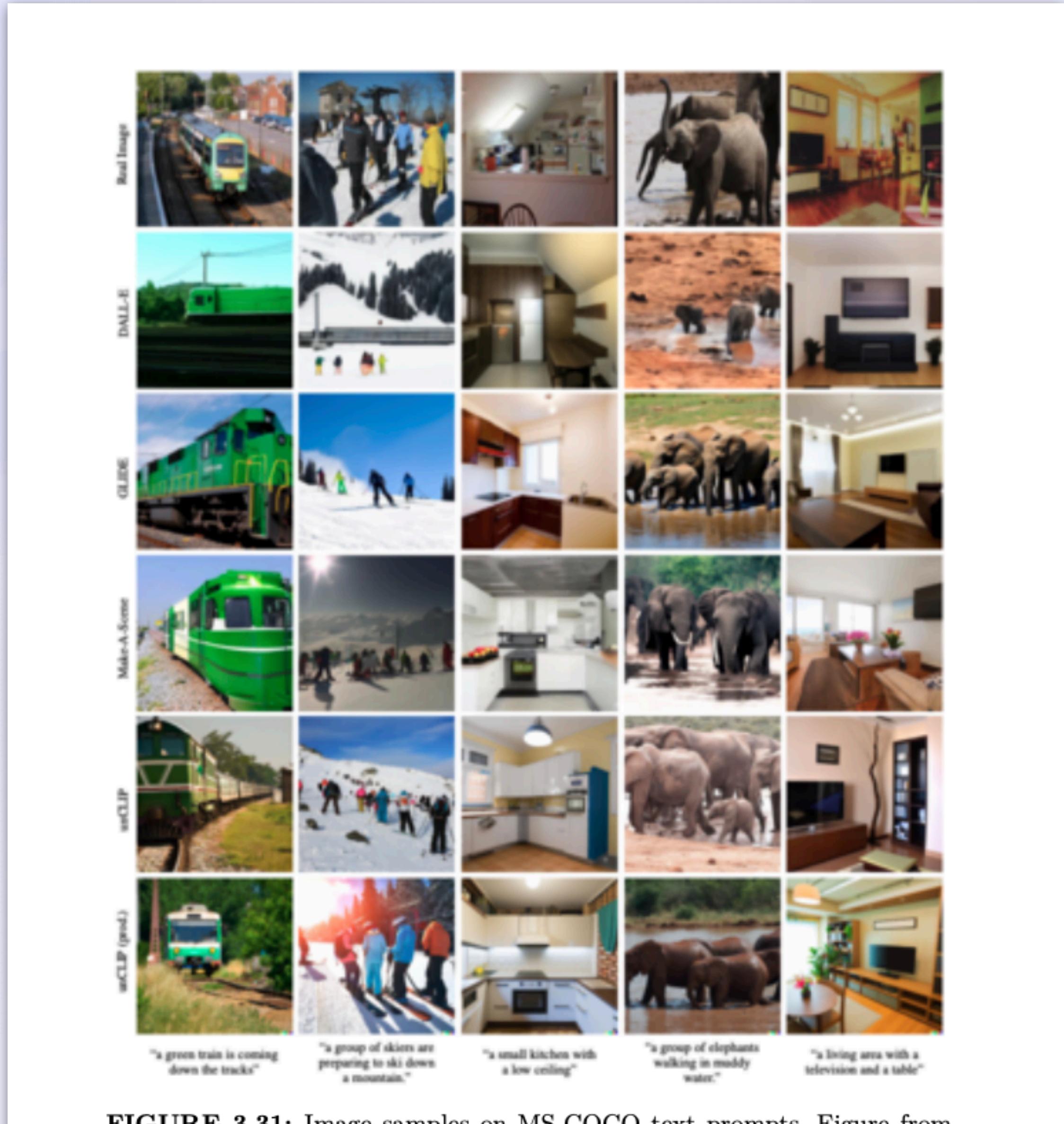
Visual understanding goes well beyond object recognition or semantic segmentation. With one glance at an image, a human can effortlessly imagine the world beyond the pixels. This is emphasized by the quote “a picture says more

## Scanned PDF



Senator self-introduction document

## Problem#1 **Image**



Is this a one big image  
or 30 images?

FIGURE 3.31: Image samples on MS COCO text prompts. Figure from

# Problem#2 Table

Every cells have borders

เงินงบประมาณ	ล้านบาท	273.1663	222.8746	36.8813	36.8813	36.8813
- งบดำเนินงาน	ล้านบาท	-	-	-	-	-
- งบลงทุน	ล้านบาท	-	-	-	-	-
- งบเงินอุดหนุน	ล้านบาท	273.1663	222.8746	36.8813	36.8813	36.8813
- งบรายจ่ายอื่น	ล้านบาท	-	-	-	-	-
เงินนอกงบประมาณ	ล้านบาท	-	-	-	-	-

Only section separators

Model	#Param.	MAC	TEDS (%)		
			Simple	Complex	All
ResNet-18	28.70M	42.22G	98.31	94.50	96.45
LinearProj-28	22.67M	10.28G	94.12 -4.19	86.62 -7.88	90.45 -6.00
<b>ConvStem</b>	<b>24.08M</b>	<b>22.36G</b>	<b>98.33 +0.02</b>	<b>94.66 +0.16</b>	<b>96.53 +0.08</b>
EDD [1]	-	-	91.1	88.7	89.90
GTE [26]	-	-	-	-	93.01
Davar-Lab [28]	-	-	97.88	94.78	96.36
TableFormer [2]	>28.70M	>42.22G	98.50	95.00	96.75

Cell merge

ตัวชี้วัด/ แหล่งเงิน	หน่วยนับ	งบประมาณ		ประมาณการรายจ่ายล่วงหน้า**		
		ปี 2563 แผน <sup>(ผล)*</sup>	ปี 2564 แผน	ปี 2565 แผน	ปี 2566 แผน	ปี 2567 แผน
เชิงปริมาณ : จำนวนโครงการ/กิจกรรมบริการวิชาการ แก้สังคม	โครงการ	18 ( 18 )	85	90	95	100
เชิงปริมาณ : จำนวนผู้เข้ารับบริการ	คน	3,900 ( 3,900 )	4,000	4,200	4,500	4,700

## Problem#2 Table

# Table?

# No border

วันที่ 20 เดือน ธันวาคม พ.ศ. 2566 เทลา 14:22		ร่างพระราชบัญญัติยกเลิกพระราชบัญญัติว่าด้วย ความผิดอันเกิดจากการใช้เช็ค พ.ศ. ๒๕๓๕ พ.ศ. .... <u>วาระที่ ๑</u>	
จำนวนผู้เข้าร่วมประชุม	418 + 4 = 422	ประธาน	นายกฤษณะ ใจดี
เห็นด้วย	418 + 4 = 422	ไม่เห็นด้วย	0
ไม่ลงคะแนนเสียง	0	งดออกเสียง	0
ไม่ลงคะแนนเสียง	0	ผู้เสนอ	นายกฤษณะ ใจดี
ลำดับที่	เลขที่บัตร	ชื่อ-สกุล	ชื่อสังกัด
1	001	นางสาวกมนทร์ กิตติสุนทรสกุล	พระคริสต์วิทยาลัย
2	006	นายกรุณพล เทียนสุวรรณ	พระคริสต์วิทยาลัย
3	007	นายกฤษณะ ใจดี	พระคริสต์วิทยาลัย
4	009	นางสาวกฤษณ์ ชีวะธรรมานันท์	พระคริสต์วิทยาลัย
5	010	นายกฤษณะ ใจดี	พระคริสต์วิทยาลัย
6	014	นายกฤษณะ ใจดี	พระคริสต์วิทยาลัย
7	015	นางสาวกฤษณ์ ชีวะธรรมานันท์	พระคริสต์วิทยาลัย
8	019	นางสาวกฤษณ์ ชีวะธรรมานันท์	พระคริสต์วิทยาลัย
9	023	นายกฤษณะ ใจดี	พระคริสต์วิทยาลัย
10	031	นายกฤษณะ ใจดี	พระคริสต์วิทยาลัย
11	036	นายกฤษณะ ใจดี	พระคริสต์วิทยาลัย
12	039	นายกฤษณะ ใจดี	พระคริสต์วิทยาลัย
หน้า 1 / 1.2706		ผลการลงคะแนน	

จำนวนผู้เข้าร่วมประชุม

$$418 + 4 = 422$$

วาระที่ ๑

Problem#2 Table เที่นด้วย

$$418 + 4 = 422$$

## Case: Parliament meeting log

ลำดับที่	เลขที่บัตร	ชื่อ-สกุล	ชื่อสังกัด	ผลการลงคะแนน
1	001	นางสาวกมนทร์ กิตติสุนทรสกุล	พรรครักษาไทย	เห็นด้วย
2	006	นายกรุณพล เพียงสุวรรณ	พรรครักษาไทย	เห็นด้วย
3	007	นายกฤษ ศิลปัชัย	พรรครักษาไทย	เห็นด้วย
4	009	นางสาวกฤษฎี ชีวงศ์ธรรมานันท์	พรรครักษาไทย	เห็นด้วย
5	010	นายกฤษฐ์ธีรัญ เลิศอุทัยภักดี	พรรครักษาไทย	เห็นด้วย
6	014	นายกันต์พงษ์ ประยูรศักดิ์	พรรครักษาไทย	เห็นด้วย
7	015	นางสาวกัญญา รจิตโรจน์	พรรครักษาไทย	เห็นด้วย
8	019	นางสาวกานิก จันหาด	พรรครักษาไทย	เห็นด้วย
9	023	นายกิตติภณ ปานพรหมมาศ	พรรครักษาไทย	เห็นด้วย
10	031	นายเกียรติคุณ ตันยาง	พรรครักษาไทย	เห็นด้วย
11	036	นายคริษฐ์ ปานเนียม	พรรครักษาไทย	เห็นด้วย
12	039	นายอัมพวัน มหาภรณ์	พรรครักษาไทย	เห็นด้วย

Problem#2 Table

## Case: Bangkok budget

สำนักปลัดกรุงเทพมหานคร

ด้าน/แผนงาน/งาน/โครงการ	เงินเดือนและค่าจ้างประจำ	ค่าจ้างชั่วคราว	ค่าตอบแทน ใช้สอย และวัสดุ	ค่าสาธารณูปโภค	ค่าครุภัณฑ์ที่ดินและสิ่งก่อสร้าง	เงินอุดหนุน	รายจ่ายอื่น	รวม
<b>รายจ่ายประจำ</b>								
ด้านการบริหารทั่วไป	365,177,600	9,282,600	146,212,100	38,021,800	15,873,100	2,730,700	366,152,000	943,449,900
แผนงานบริหารทั่วไป	75,400,000	3,312,000	81,401,700	32,304,600	9,346,400	-	24,249,000	226,013,700
งานบริหารทั่วไป	75,400,000	3,312,000	81,401,700	32,304,600	9,346,400	-	24,249,000	226,013,700
แผนงานบริหารงานปักครองและทะเบียน	23,865,200	432,000	2,935,800	649,500	-	1,750,000	1,807,500	31,440,000
งานปักครองและทะเบียน	23,865,200	432,000	2,935,800	649,500	-	1,750,000	1,807,500	31,440,000
แผนงานบริหารการคลัง	25,325,700	288,000	2,471,600	163,500	206,800	-	486,800	28,942,400
งานตรวจสอบภายใน	25,325,700	288,000	2,471,600	163,500	206,800	-	486,800	28,942,400
แผนงานบริหารงานบุคคล	66,133,100	1,095,000	15,742,600	95,400	523,100	-	5,332,300	88,921,500
งานการเจ้าหน้าที่	66,133,100	1,095,000	15,742,600	95,400	523,100	-	5,332,300	88,921,500
แผนงานส่งเสริมระบบบริหาร	174,453,600	4,155,600	43,660,400	4,808,800	5,796,800	980,700	334,276,400	568,132,300
งานพัฒนาบุคลากรและองค์การ	63,561,200	2,883,500	6,397,600	2,458,000	3,464,800	-	181,009,400	259,774,500
งานกฎหมายและคดี	24,361,300	288,000	7,817,800	84,000	831,500	-	10,200,000	43,582,600

# Problem#3 Text

3. ค่าตอบแทน ใช้สอยและวัสดุ

3.1 ค่าตอบแทน

ค่าอาหารทำการนอกสถานที่

เงินตอบแทนพิเศษของ

109,849,900 บาท

ประจำปี พ.ศ. 2565 - พ.ศ. 2569

หน่วย :

ประมาณการรายจ่ายล่วงหน้า\*

พรรคอนาคตใหม่

พรรคประชาธิปัตย์

พรรคประชาธิปัตย์

พรรคเพื่อไทย

เห็น

เห็น

ไม่เห็น

เห็น

42

พรรคไทยศรีวิไลย์

43

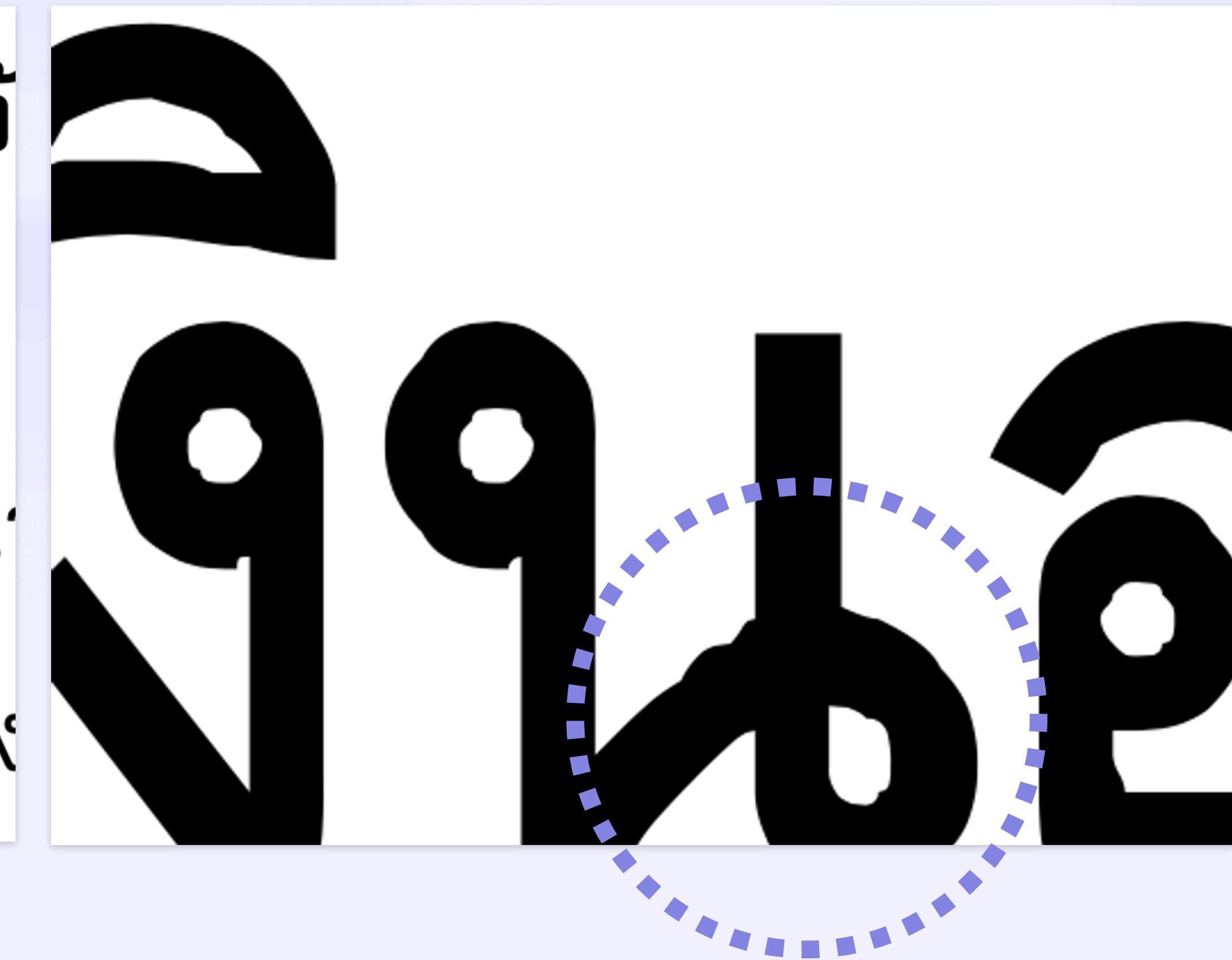
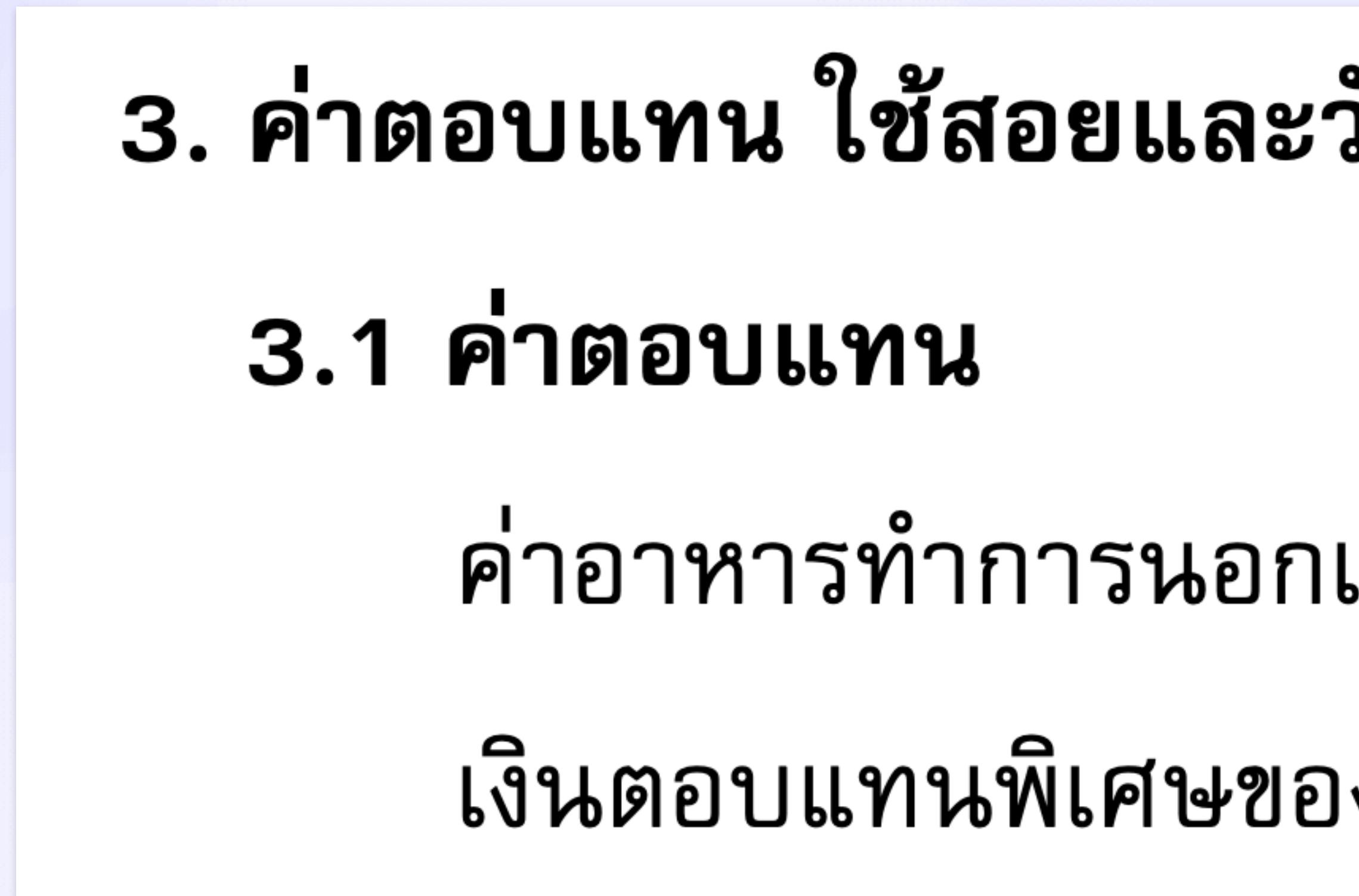
พรรคพลังสหกรณ์

44

พรรคราชวิวัฒน์

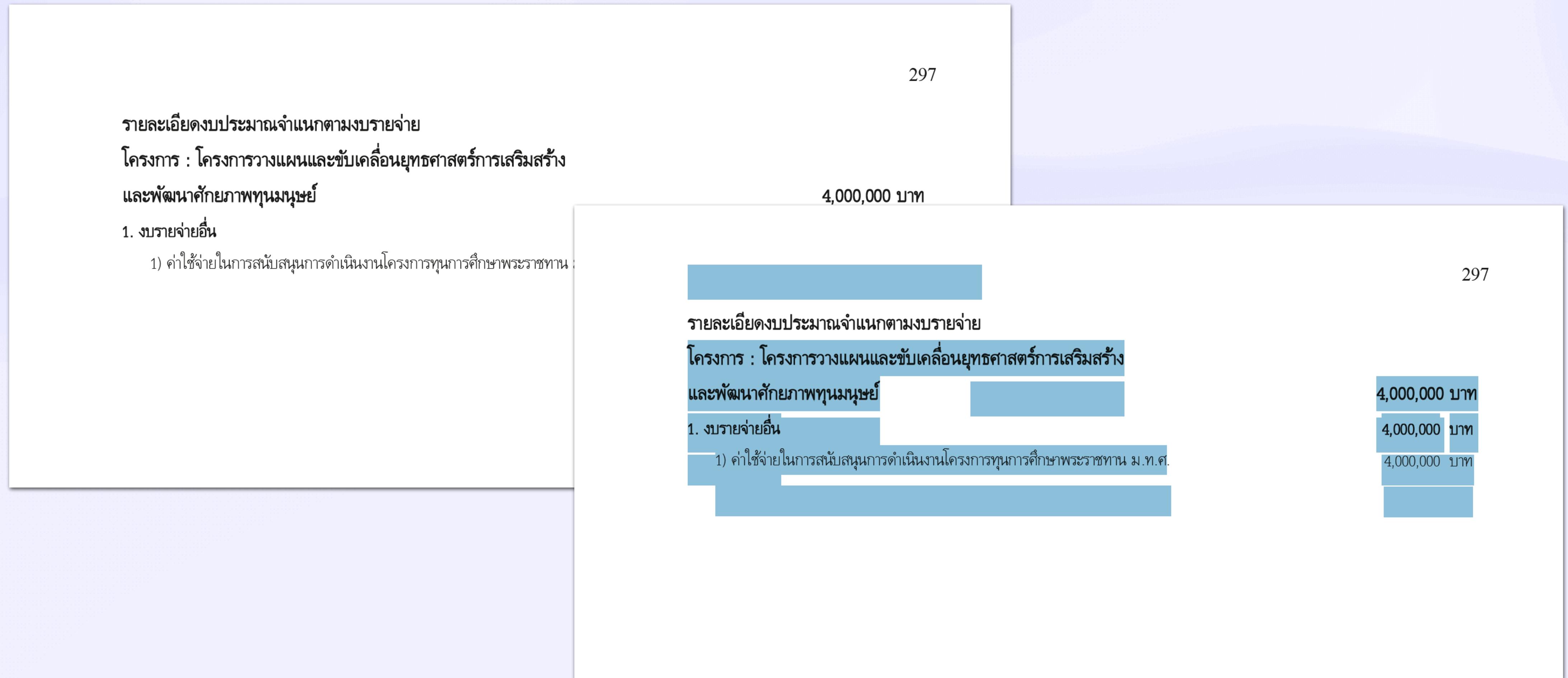
10

It's not a text, it's a shape of text!



Problem#3 Text

## You have more than what you see!



เอกสารงบประมาณ ฉบับที่ ๓ งบประมาณรายจ่าย ประจำปีงบประมาณ พ.ศ. ๒๕๖๔ เล่มที่ ๑

## Problem#3 **Text**

# Corrupted text when extracting Thai text

## Scanned text

ลำดับที่	เลขที่บัตร	ชื่อ-สกุล
125	135	พลตรี ทรงกลด ทิพย์รัตน์
126	136	พันเอกเศรษฐพงศ์ มະลิสุวรรณ
127	137	นายทวีรัฐ รัตนเศรษฐ
128	138	นายทวีศักดิ์ หักมิณ
129	139	นายทศพร ทองศิริ
130	140	นายทองแดง เบญจจะปัก
131	141	นางทศนพร เกษเมธีการณ

ข้อมูลแนะนำตัวของผู้สมัคร  
ระดับ อ้าເກອ  
ກລຸ່ມທີ່ ១៦

៤. ประวัติการทำงานหรือประสบการณ์ในการทำงานในก
៤.១ ปริญญาเอก ปรัชญาดุษฎีบัณฑิต สาขาวเทคโนโลยี
៤.២ ปริญญาโท การศึกษามหาบัณฑิต สาขาวิชาบริหาร
៤.៣ ปริญญาตรี ศាសนศาสตร์ บัณฑิต สาขาวิชาปรัชญาศาส

41	พระคริสต์
42	พระคริสต์วิไลย
43	พระครพลังสหกรณ์

## Problem#3 **Text**

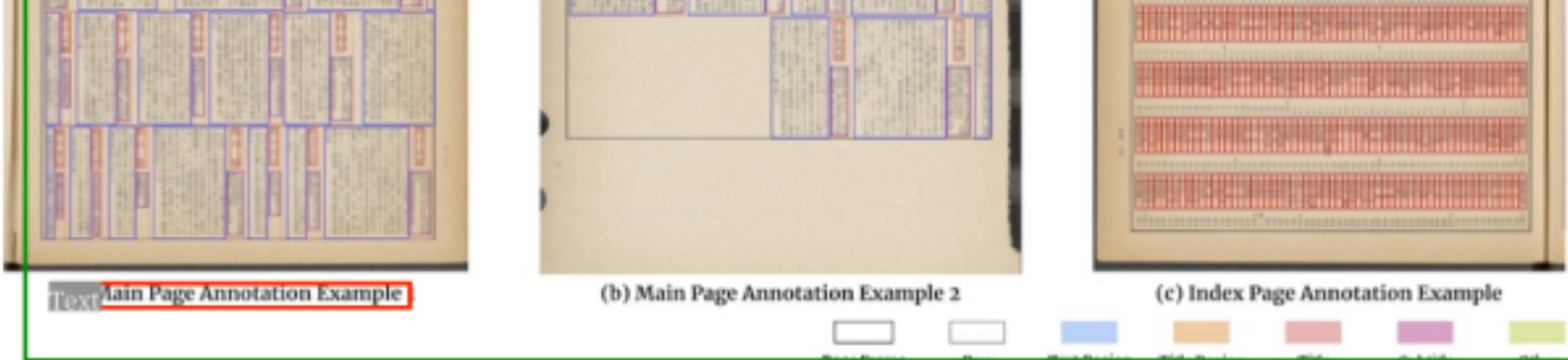
# Scanned text

?

# Possible solutions

# LayoutParser

<https://github.com/Layout-Parser/layout-parser>



Text**Figure 7: Annotation Examples in HJDataset.** (a) and (b) show two examples for the labeling of main pages. The boxes are colored differently to reflect the layout element categories. Illustrated in (c), the items in each index page row are categorized as title blocks, and the annotations are denser.

Text over union (IOU) level [0.50:0.95]<sup>2</sup>, on the test data. In general, the high mAP values indicate accurate detection of the layout elements. The Faster R-CNN and Mask R-CNN achieve comparable results, better than RetinaNet. Noticeably, the detections for small blocks like title are less precise, and the accuracy drops sharply for the title category. In Figure 8, (a) and (b) illustrate the accurate prediction results of the Faster R-CNN model.

## Pre-training for other datasets

TextWe also examine how our dataset can help with a real-world document digitization application. When digitizing new publications, researchers usually do not generate large scale ground truth data to train their layout analysis models. If they are able to adapt our dataset, or models trained on our dataset, to develop models on their data, they can build their pipelines more efficiently and develop more accurate models. To this end, we conduct two experiments. First we examine how layout analysis models trained on the main pages can be used for understanding index pages. Moreover, we study how the pre-trained models perform on other historical Japanese documents.

Text**Table 4** compares the performance of five Faster R-CNN models that are trained differently on index pages. If the model loads pre-trained weights from HJDataset, it includes information learned from main pages. Models trained over

TextThis is a core metric developed for the COCO competition [12] for evaluating the object detection quality.

Textthe training data can be viewed as the benchmarks, while training with few samples (five in this case) are considered to mimic real-world scenarios. Given different training data, models pre-trained on HJDataset perform significantly better than those initialized with COCO weights. Intuitively, models trained on more data perform better than those with fewer samples. We also directly use the model trained on main to predict index pages without fine-tuning. The low zero-shot prediction accuracy indicates the dissimilarity between index and main pages. The large increase in mAP from 0.344 to 0.471 after the model is

Text**Table 3: Detection mAP @ IOU [0.50:0.95] of different models for each category on the test set. All values are given as percentages.**

Category	Faster R-CNN	Mask R-CNN <sup>a</sup>	RetinaNet
Page Frame	99.046	99.097	99.038
Row	98.831	98.482	95.067
Title Region	87.571	89.483	69.593
Text Region	94.463	86.798	89.531
Title	65.908	71.517	72.566
Subtitle	84.093	84.174	85.865
Other	44.023	39.849	14.371
mAP	81.991	81.343	75.223

Texttraining Mask R-CNN, the segmentation masks are the quadrilateral regions for each block. Compared to the rectangular bounding boxes, they delineate the text region more accurately.

## Region Types

**Text**

**Title**

**Figure**

**Table**

# UniTable

<https://github.com/poloclub/unitable>

[bbox] : position of the cell

[html] : ["<thead>", "<tr>", "<td>[", "]</td>", "<td>[", "]</td>", ...

[cell] : text in cell

Medical Plans		
Health Alliance Plan HMO Group #: 10000664	800-422-4641 (Mon–Fri 8am–7pm)	web: <a href="http://hap.org">hap.org</a> app: HAP OnTheGo
Priority Health HMO Group #: 796653	800-446-5674	web: <a href="http://priorityhealth.com">priorityhealth.com</a> app: Priority Health Member Portal
Blue Care Network HMO Group #: 00111308	800-662-6667 (Mon–Fri 8am–5:30pm)	web: <a href="http://bcbsm.com">bcbsm.com</a> app: BCBSM
Community Blue PPO Group #: 007002779	877-354-2583 (Mon–Fri 8am–5:30pm)	web: <a href="http://bcbsm.com">bcbsm.com</a> app: BCBSM
Blue Cross Blue Shield of Michigan Group #: 007002779	877-354-2583 (Mon–Fri 8am–5:30pm)	web: <a href="http://bcbsm.com">bcbsm.com</a> app: BCBSM
Virtual Doctor Visits (visit a board-certified doctor via smartphone or computer 24/7)		
HAP – American Well	844-733-3627 (every day, 24 hours)	web: <a href="http://hap.amwell.com">hap.amwell.com</a> email: support@amwell.com app: Amwell: Doctor Visits 24/7 Service Key: HAPMi

# UniTable

<https://github.com/poloclub/unitable>

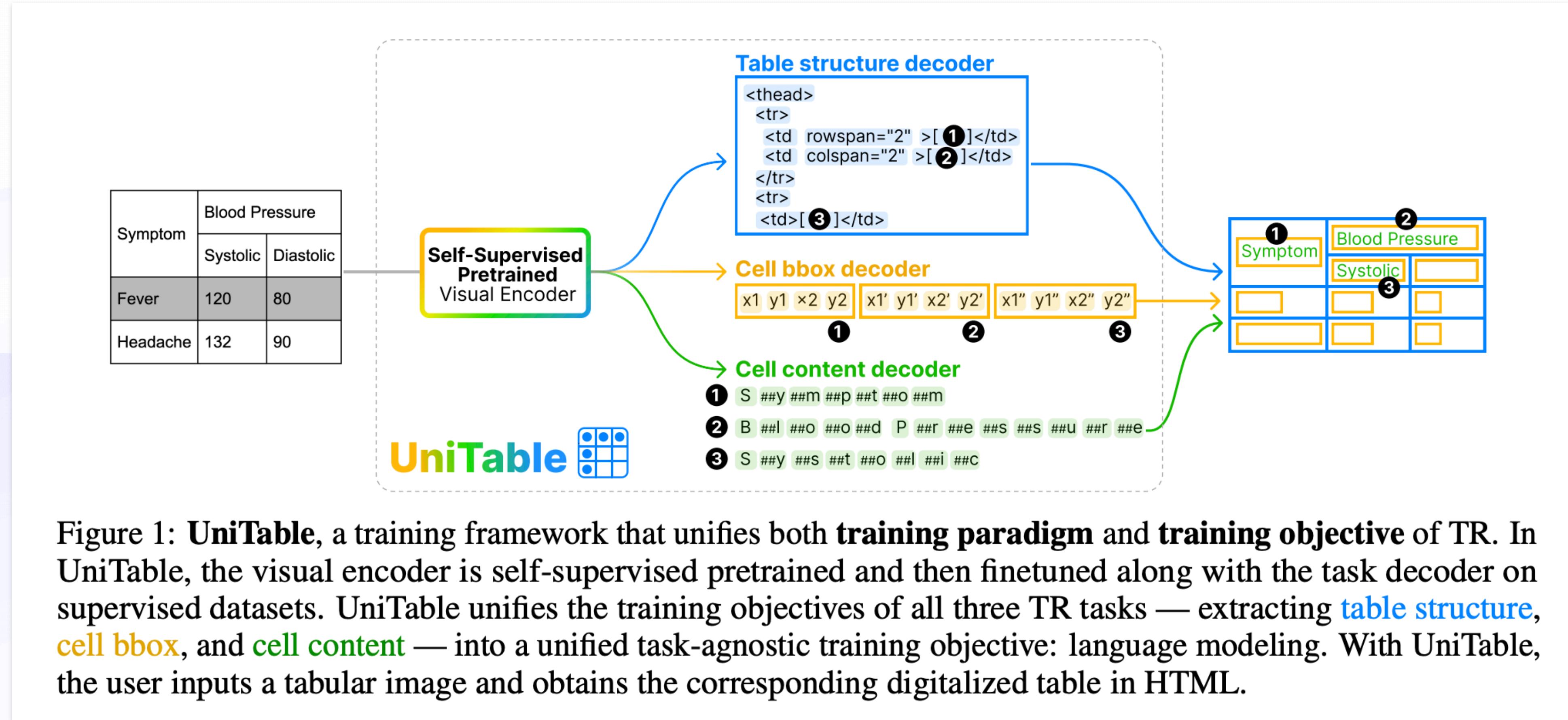
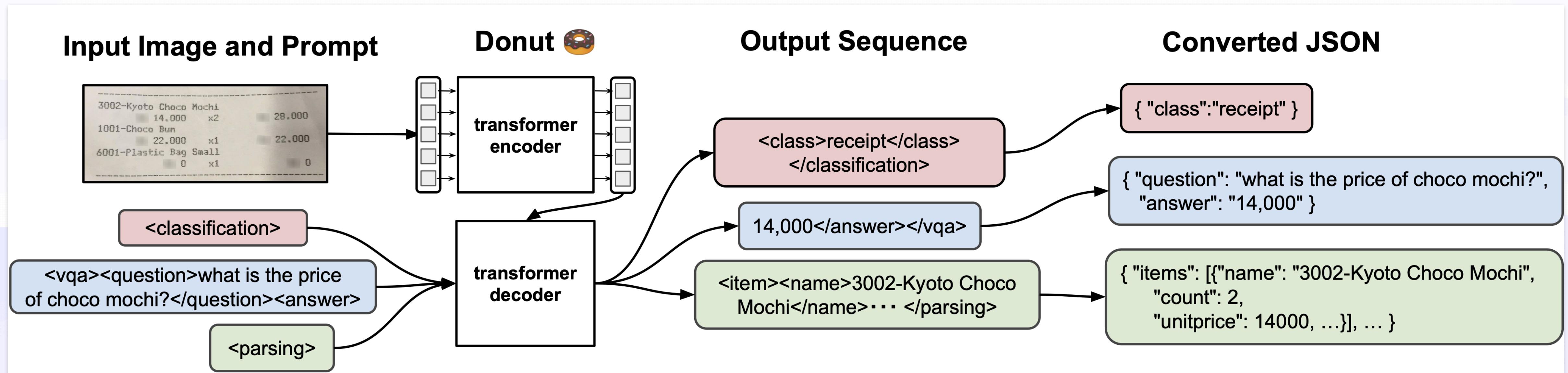


Figure 1: **UniTable**, a training framework that unifies both **training paradigm** and **training objective** of TR. In UniTable, the visual encoder is self-supervised pretrained and then finetuned along with the task decoder on supervised datasets. UniTable unifies the training objectives of all three TR tasks — extracting **table structure**, **cell bbox**, and **cell content** — into a unified task-agnostic training objective: language modeling. With UniTable, the user inputs a tabular image and obtains the corresponding digitalized table in HTML.

# DONUT: Document Understanding Transformer

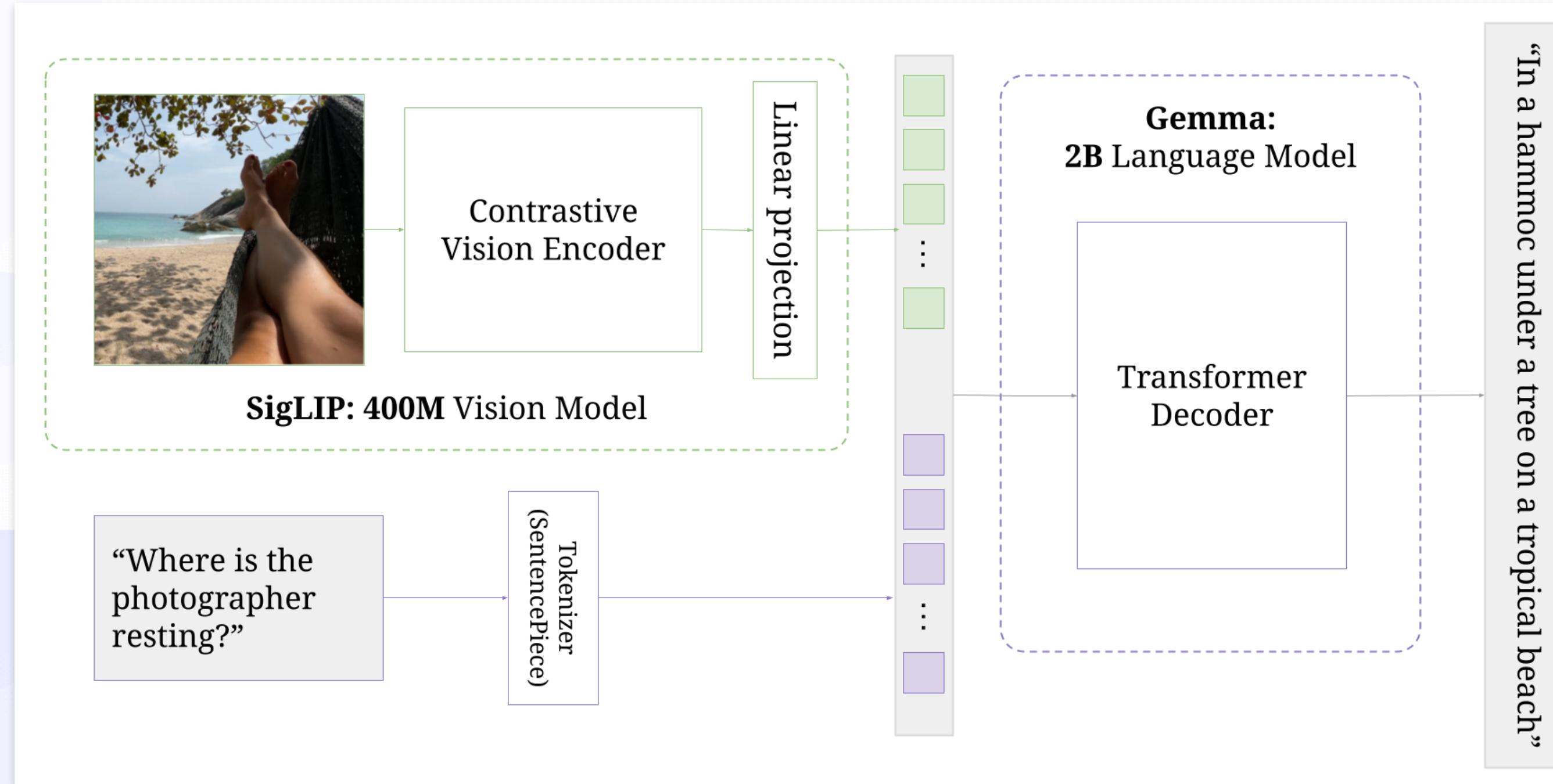
<https://github.com/clovaai/donut>



Donut 🍩, Document understanding transformer, is a new method of document understanding that utilizes an OCR-free end-to-end Transformer model. Donut does not require off-the-shelf OCR engines/APIs, yet it shows state-of-the-art performances on various visual document understanding tasks, such as visual document classification or information extraction (a.k.a. document parsing).

# PaliGemma

<https://huggingface.co/blog/paligemma>



- **Image Captioning**
- **Visual Question Answering**
- **Object detection** using “detect” prefix  
<loc0023> <loc0011> <loc0013> <loc0120>
- **Object segmentation** “segment”
- **Document Understanding**

PaliGemma-3B is Vision-Language model that was inspired by the PaLI-3 recipe. It is built on SigLIP visual encoder (specifically, SigLIP-So400m/14) and the Gemma 2B language model.



# **PDF trauma is real.**