Nayana OCR: A Scalable Framework for Document OCR in Low-Resource Languages

Adithya S Kolavi¹, Samarth P¹, Vyoman Jain¹

¹CognitiveLab

Correspondence: adithyaskolavi@gmail.com, samarthprakash8@gmail.com, vyomanjain@gmail.com

Abstract

We introduce Nayana, a scalable and efficient framework for adapting Vision-Language Models (VLMs) to low-resource languages. Despite significant advances, modern VLMs remain constrained by the scarcity of training data in non-English languages, limiting their global applicability. Our framework addresses this fundamental challenge through a novel layoutaware synthetic data generation pipeline combined with parameter-efficient adaptation techniques. Instead of requiring extensive manually annotated datasets, Nayana enables existing models to learn new languages effectively using purely synthetic data. Using Low-Rank Adaptation (LoRA), we demonstrate this capability across ten Indic languages: Bengali, Gujarati, Hindi, Kannada, Malayalam, Marathi, Odia, Punjabi, Tamil, and Telugu. Through extensive experiments in OCR tasks, we show that models can achieve strong performance in new languages without the traditional requirements of large-scale annotated datasets or extensive model modifications. Nayana's success in adapting VLMs to new languages with synthetic data establishes a practical pathway for extending AI capabilities to underserved language communities, particularly in scenarios where annotated data is scarce or unavailable.

1 Introduction

Vision-Language Models (Wang et al. (2024); Wu et al. (2024); Abdin et al. (2024); Chen et al. (2024); Liu et al. (2024a); Wei et al. (2024a)) have demonstrated remarkable success in high-resource languages like English. However, these advancements have not translated across all languages due to a fundamental challenge: the scarcity of high-quality training data. This limitation is particularly evident in languages with complex scripts, where creating large-scale manually annotated datasets is both time-consuming and prohibitively expensive. This has limited the adoption of VLMs for document understanding tasks across diverse languages. Nayana is an adaptive framework designed to bridge this gap by enabling existing VLMs to learn new languages effectively without requiring extensive annotated datasets. While this paper demonstrates Nayana's capabilities through OCR tasks across ten Indic languages, the framework's approach is inherently flexible and can extend to other tasks and language families. Our methodology eliminates the traditional requirement of annotation by combining synthetic data generation with efficient model adaptation techniques.

The main contributions of this paper are:

- 1. Novel Synthetic Data Generation Pipelines: A layout-aware synthetic data generation pipeline that automates the creation of training datasets while preserving visual and structural relationships in documents. This approach significantly reduces the dependency on manually annotated data for low-resource languages.
- 2. Systematic Analysis of LoRA-based Adaptation: We conduct a comprehensive evaluation of different LoRA techniques and configurations to determine their effectiveness in multilingual adaptation. Our analysis explores whether supervised fine-tuning can enhance language transfer and identifies the optimal configurations for adapting VLMs to new languages with minimal computational overhead.
- 3. **Comprehensive Empirical Validation:** Through extensive experimentation and evaluation across ten Indic languages, we provide strong evidence that our synthetic data approach matches the performance of traditional OCR Models, establishing a scalable path forward for language adaptation in VLMs.

86

2 Related Work

Recent Vision Language Models like Qwen 2.5 VL (Wang et al., 2024), Deepseek-VL2 (Wu et al., 2024), InternVL 2.5 (Chen et al., 2024), Llava-NeXT (Liu et al., 2024a), Phi 3.5 Vision (Abdin et al., 2024) have advanced significantly in OCR, captioning, and visual question answering (Antol et al., 2015). These developments stem from parameter-efficient fine-tuning, synthetic data generation, and improved multimodal architectures.

Parameter-efficient fine-tuning methods are crucial for adapting VLMs to specific tasks and languages. Low-Rank Adaptation (Hu et al., 2021) enables efficient parameter updates through lowrank matrix injection in transformer layers.

Multilingual OCR and document understanding have progressed substantially, with systems like Tesseract (Smith, 2007) and PaddleOCR (Du et al., 2020) establishing foundations for multilingual text recognition. Transformer-based approaches like ViLanOCR (Cheema et al., 2024) leverage synthetic data for improved performance on underrepresented languages, while LLaVA-NeXT (Liu et al., 2024a) advances OCR through high-resolution processing and improved visual instruction tuning for training.

Synthetic data generation addresses data scarcity in low-resource settings. SynthVLM (Liu et al., 2024b) uses diffusion models to create image-text pairs, while DocSynth300K (Zhao et al., 2024) demonstrates the effectiveness of generated data for document understanding tasks.

OCR-free approaches offer alternatives to traditional pipelines. DocPedia (Feng et al., 2024) processes documents in the frequency domain, while TextHawk2 (Yu et al., 2024) employs decoder-only architecture with efficient tokenization. Solutions like DocLayout-YOLO (Zhao et al., 2024), Donut (Kim et al., 2021) and Nougat (Blecher et al., 2023) have also explored document understanding without traditional OCR models.

Despite advances in parameter-efficient finetuning, synthetic data generation, and OCR-free approaches, challenges persist in adapting VLMs to low-resource languages. Our work introduces language-agnostic synthetic pipelines, combines parameter-efficient tuning with high-resolution vision encoders, and extends OCR-free paradigms to low-resource languages.

3 Synthetic Data Generation: A Scalable Cross-Lingual Framework

The cornerstone of our work lies in developing a sophisticated pipeline for generating high-fidelity synthetic training data that preserves the intricate relationships between document layout, visual elements, and textual content across languages. Our framework addresses the fundamental challenge of data scarcity in low-resource languages through a novel approach that combines advanced document understanding, a state-of-the-art English OCR model, and context-aware translation mechanisms. This section details the architectural components and methodological innovations that enable scalable, high-quality dataset generation for multilingual document understanding tasks.

The pipeline's design emphasizes three critical aspects: preservation of document structure and visual hierarchy, accurate text recognition across diverse scripts, and contextually appropriate translation that maintains semantic integrity. Through careful orchestration of these elements, we achieve a system capable of generating training data that closely mirrors the complexity and nuance of naturally occurring documents while scaling efficiently across multiple languages and document types.

3.1 Seed Dataset Collection

The foundation of our synthetic data generation pipeline rests upon a meticulously curated corpus of English-language documents, encompassing approximately 14,000 distinct samples. Our primary source materials comprise research papers from arXiv (2,000 documents), medical literature from PubMed (1,000 documents), newspaper articles (1,000 pages), and marketing materials (10,000 samples). This collection represents a strategic balance across multiple domains and document types, carefully selected to capture the diverse spectrum of real-world document layouts, content structures and ensures comprehensive coverage of various typographical elements, structural patterns, and domain-specific formatting conventions that characterize modern document ecosystems.

The academic papers, drawn from arXiv's extensive repository, provide exemplars of complex multi-column layouts, mathematical notation, and intricate figure-text relationships. Medical literature from PubMed introduces specialized terminology and standardized reporting formats, while newspaper pages contribute examples of dynamic



Figure 1: Nayana's end-to-end synthetic data generation pipeline. Starting from English document images, our pipeline generates multilingual datasets for OCR and Document level OCR tasks while preserving layout integrity and visual characteristics. The pipeline processes approximately one image every 3-5 seconds, enabling rapid dataset generation at scale.

layout patterns and diverse content organization. Marketing materials round out the collection with their rich variety of creative layouts, typographical treatments, and visual design elements.

3.2 Multi-stage Processing Pipeline

Our processing methodology employs a sophisticated multi-stage approach that preserves document integrity while enabling efficient multilingual adaptation. The pipeline initiates with highresolution document preprocessing, converting all inputs to standardized 300 DPI images to ensure consistent quality and feature preservation across source formats. This standardization step establishes a robust foundation for subsequent processing stages.

The layout analysis phase employs an optimized implementation of DocLayout-YOLO (Zhao et al. (2024)), which systematically identifies and classifies document regions including text blocks, titles, figure captions, tables, and visual elements. While our initial research explored ensemble-based approaches using multiple layout detection models, empirical evaluation demonstrated that our optimized single-model implementation achieves comparable accuracy with significantly reduced computational overhead.

Text extraction and visual analysis proceed

through a carefully orchestrated sequence of operations. Each identified text region undergoes precise optical character recognition to extract English text from our diverse document collection. We selected Tesseract (Smith (2007)) as the pipeline's OCR model amongst state-of-the-art candidates including PaddleOCR (Du et al. (2020)) and EasyOCR due to its high accuracy at low compute expenditure. The extracted text then undergoes comprehensive visual attribute analysis. This includes background and text color detection, font size estimation, and preservation of critical styling metadata. Our implementation maintains strict fidelity to the original document's visual hierarchy and structural relationships throughout this process.

The translation phase employs a sophisticated multi-engine approach, leveraging several state-ofthe-art translation services: Google Translate API, Microsoft Azure Translate, IndicTrans2 (Gala et al. (2023)), and advanced language models such as Llama3.1 405B (Dubey et al. (2024)). This diverse ensemble of translation engines enables robust context-aware translation, with each service contributing its unique strengths in handling different aspects of document context, technical terminology, and formatting conventions.

Our system dynamically selects the most appropriate translation based on context, domain, and



Figure 2: End-to-end Nayana system architecture: (1) A synthetic data generation pipeline transforming English documents into multilingual training data while preserving layout and visual fidelity, (2) OCR model with LoRA adapters for efficient multilingual adaptation, and (3) Training pipeline with Supervised Fine-Tuning (SFT). The modular architecture processes documents in 3-5 seconds while enabling rapid adaptation to new languages with high accuracy.

language pair, ensuring optimal translation quality across diverse document types. The final stage involves precise layout-preserving text replacement (Zhao et al. (2024)), incorporating dynamic font size adjustments and maintaining visual hierarchy while ensuring color contrast preservation.

3.3 Pipeline Performance Characteristics

Our pipeline achieves remarkable efficiency metrics, demonstrating both speed and accuracy at scale. Processing individual documents in approximately 3-5 seconds, the system maintains exceptional performance across all processing stages while enabling rapid dataset generation for new languages. The optimized DocLayout-YOLO (Zhao et al. (2024)) implementation consistently achieves 95.8% accuracy in structural analysis, while the OCR model and sophisticated translation architecture work in concert to ensure high-quality text extraction and translation.

The system's effectiveness is particularly evident in its data multiplication capabilities. Through our

augmentation strategies and multi-task generation approach where we use the layout data to extract region-specific information, we achieve an output multiplication factor of 7-10× images per source document. This rich extraction process yields diverse training signals including layout structures, text content. The extracted multi-modal elements can be leveraged for training various downstream models such as VLMs for Visual Question Answering (Antol et al., 2015), Information Extraction systems, Multi-Modal Retrievers(Faysse et al., 2025). This multiplication effect significantly amplifies the utility of our seed dataset, enabling the creation of comprehensive training sets from a relatively modest collection of source documents. The combination of speed, multiplication factor, and rich multi-modal data extraction makes our pipeline particularly effective for rapidly bootstrapping vision-language capabilities in new languages and diverse document understanding applications.

4 Architectural Innovation: Parameter-Efficient Cross-Script Learning

The adaptation of vision-language models (VLMs) for multilingual document understanding presents a fundamental architectural challenge: How to effectively extend models trained primarily on Latin scripts to handle dramatically different writing systems while maintaining computational efficiency. This section details our systematic exploration of architectural approaches, empirically-driven design decisions, and the development of our parameter-efficient adaptation methodology.

Our initial investigation began with a comprehensive evaluation of contemporary VLM architectures, analyzing their fundamental capabilities in handling text-dense images. This exploration revealed a critical insight: while many models excel at general visual understanding, they often struggle with the precise geometric and spatial relationships inherent in document processing. Through extensive experimentation with architectures ranging from traditional CNN-based models to state-ofthe-art transformer variants, we identified several key architectural requirements that would prove crucial for successful cross-script adaptation.

4.1 Foundation Model Selection and Analysis

The selection of an appropriate foundation model emerged from a rigorous empirical study evaluating multiple state-of-the-art architectures. Our investigation focused particularly on models' ability to handle the unique challenges presented by Indic scripts, including complex ligatures, overlapping characters, and varied writing directions. Initial experiments with popular vision-language models revealed significant limitations in handling dense textual content, despite their strong performance on general vision-language tasks.

The breakthrough came through our analysis of GOT OCR (580M parameters) (Wei et al. (2024b)), which demonstrated exceptional performance across key metrics. Based on published benchmarks, GOT OCR achieved superior results with an Edit Distance of 0.035/0.038 and F1-scores of 0.972/0.980 for English and Chinese respectively, significantly outperforming larger models like Qwen-VL-Max (>72B parameters) (Wang et al. (2024)) and Vary (7B parameters) (Wei et al. (2024a)). More importantly, its architecture demonstrated remarkable flexibility in handling non-Latin scripts, likely due to its original design for handling both English and Chinese characters – writing systems with significantly different visual characteristics.

Our choice of GOT OCR (Wei et al. (2024b)) was further validated through its optimal balance of performance and efficiency due to its:

- Superior vision transformer backbone architecture compared to contemporary VLM designs
- Specialized text detection heads optimized for dense textual content
- Efficient parameter count (580M) enabling practical deployment while maintaining stateof-the-art performance

The model's architecture, particularly its attention mechanisms and hierarchical feature processing, provided an ideal foundation for our crossscript adaptation strategy. Notably, its transformerbased design facilitated efficient parameter adaptation through Low-Rank Adaptation (Hu et al. (2021)), enabling us to preserve the model's fundamental visual understanding while extending its capabilities to new scripts.

During our initial exploration phase, we pursued several alternative approaches that, while ultimately unsuccessful, provided crucial insights. We conducted extensive experiments with vocabulary expansion techniques, hypothesizing that direct modification of the tokenization layer would enable better handling of Indic scripts. These experiments involved:

- Direct vocabulary expansion with scriptspecific tokens
- Hierarchical tokenization schemes for handling complex ligatures
- Script-aware embedding layer modifications

Despite systematic exploration of these approaches with various hyperparameter configurations, the results consistently plateaued at 50-60% accuracy for both training and evaluation. This empirical evidence led us to a crucial realization: the challenge lay not in the vocabulary representation but in the fundamental visual processing of different scripts.

4.2 Cross-Modal Alignment Learning

The Cross-Modal Alignment (CMA) phase extends GOT OCR's (Wei et al., 2024b) capabilities beyond its original English and Chinese training domain through a two-phase training approach. Built on GOT OCR's task-token architecture (e.g., <OCR>), our adaptation strategy systematically builds multilingual capabilities while preserving the model's core strengths.

The first phase focuses on section-level training 15, where we use layout-preserving translation to create training pairs from dense textual sections. By unfreezing all major components (ViTDet vision encoder, MLP projection layer, and Qwen 0.5B language model), we enable comprehensive adaptation to new language patterns. Ablation studies confirmed this phase's criticality - attempts to skip directly to document-level training resulted in stalled learning and hallucinations.

The second phase transitions to document-level OCR 10, training on complete document images while selectively freezing components. We maintain the trained visual features by freezing the ViT-Det vision encoder while continuing to train the language model and projection layer. This approach successfully extends the model's capabilities to new languages while preserving its performance on English and Chinese texts.

Table 1: Training Phase Configuration Summary

Component	Phase 1	Phase 2
ViTDet Vision Encoder	Unfrozen	Frozen
MLP Projection Layer	Unfrozen	Unfrozen
Qwen 0.5B LLM	Unfrozen	Unfrozen
Training Data	Text-heavy Sections	Complete Documents

4.3 Single-Language Adaptation Results

4.3.1 Hindi Adaptation Performance

Our initial experiments with Hindi adaptation revealed several crucial insights about parameterefficient adaptation strategies. The choice of 85,000 image-text pairs was determined through extensive preliminary testing, which showed that this dataset size provided optimal coverage of Hindi script variations while remaining computationally manageable.

The results in Table 2 demonstrate a clear progression in adaptation effectiveness across different configurations. The baseline LoRA configuration (r=32, α =64) established fundamental script adaptation but showed limitations in handling complex Hindi character combinations, as evidenced by its BLEU score of 0.29. The optimal configuration (r=64, α =128) achieved substantially better performance, with a BLEU score of 0.58, through improved capacity for modeling intricate script-specific features.

Particularly noteworthy is the preservation of English language capabilities. While the higher-rank LoRA configuration showed a slight decrease in English BLEU scores (from 0.84 to 0.79), it maintained strong overall performance (F1: 0.86, ME-TEOR: 0.88), suggesting effective balance between adaptation and preservation of base capabilities.

Table 2: Hindi Adaptation Performance Comparison

Configuration	Lang	BLEU↑	ANLS↑	F1↑	METEOR↑
LoRA	Hindi	0.29	0.71	0.56	0.57
(r=32, α=64)	English	0.84	0.97	0.91	0.91
LoRA	Hindi	0.58	0.91	0.76	0.77
(r=64, α=128)	English	0.79	0.97	0.86	0.88
Full	Hindi	0.50	0.86	0.75	0.73
Fine-tune	English	0.74	0.95	0.85	0.85

4.3.2 Tamil Adaptation Performance

The Tamil adaptation experiments presented unique challenges due to the script's distinctive characteristics, including its cursive nature and complex grapheme structure. Table 3 reveals several important patterns in adaptation behavior. The LoRA configuration (r=64, α =128) demonstrated remarkable robustness in handling Tamil's unique script features, achieving a BLEU score of 0.37 despite the script's significant divergence from the model's original training domain. This performance is particularly impressive given Tamil's complex vowel modification system and the presence of compound characters that can span multiple positions. The comparison with full fine-tuning is especially illuminating. While full fine-tuning achieved reasonable performance (ANLS: 0.79), it showed significant degradation in English capabilities, suggesting potential catastrophic forgetting. In contrast, our LoRA approach maintained strong performance across both languages, with English metrics remaining notably stable (BLEU: 0.78, F1: 0.87).

4.4 Multi-Language Adaptation

We investigated three distinct approaches to handling multiple scripts simultaneously, each offering unique insights into cross-lingual transfer. The Single LoRA approach emerged as particularly effective, demonstrating strong performance across

Table 3: Tamil Adaptation Performance Comparison

Configuration	Lang	BLEU↑	ANLS↑	F1↑	METEOR↑
LoRA	Tamil	0.37	0.87	0.66	0.64
(r=64, α=128)	English	0.78	0.96	0.87	0.88
Full	Tamil	0.17	0.79	0.44	0.44
Fine-tune	English	0.69	0.96	0.76	0.80

multiple languages without requiring explicit language specification during inference. When language tags were provided both during training and inference, we observed further improvements in performance. A notable advantage of this approach was its ability to leverage cross-script learning for instance, the model showed improved handling of Marathi text despite being primarily trained on Hindi, suggesting effective transfer between related Devanagari scripts. The Multi-LoRA approach, training separate LoRA modules for each language, achieved strong language-specific performance but sacrificed the beneficial cross-script transfer effects observed in the single LoRA strategy. Despite its strong per-language performance, this approach's inability to leverage script similarities represented a significant limitation in the multilingual context. Nayana We also explored a Merged LoRA strategy, where independently trained language-specific LoRAs were combined using model merging techniques. While this approach showed promising results for both languages, it did not outperform the single LoRA approach's ability to capture crossscript features.

Table 4:Multi-LanguageAdaptationPerformance(Hindi + Kannada) in a single LoRA

Configuration	Lang	BLEU↑	ANLS↑	F1↑	METEOR↑
Single LoRA	Hindi Kannada English	0.64 0.52 0.79	0.89 0.72 0.97	0.85 0.55 0.86	0.84 0.43 0.88

5 Results

5.1 Evaluation Methodology

Our evaluation framework was designed to provide rigorous, comprehensive assessment across diverse document types and writing systems. We constructed a carefully balanced test set comprising 500 images per language, strategically distributed across different document categories to ensure broad coverage of real-world scenarios. The dataset draws 40% of its content from academic papers sourced from arXiv, another 40% from medical literature in PubMed, and the remaining 20% split equally between newspaper content and advertising materials. This distribution reflects the varying complexity and specialized requirements of different document processing applications.

To ensure methodological rigor and fair crosslinguistic comparison, we developed parallel versions of each document across all ten languages while maintaining identical visual layouts and content structures. This parallel corpus approach enables precise isolation of script-specific challenges while controlling for variations in document complexity and formatting. Such controlled comparison proves essential for understanding the true impact of script differences on model performance.

5.2 Comparative Analysis

Our comprehensive evaluation framework encompasses three distinct categories of document processing systems, each representing different approaches to multilingual document understanding. We first examined traditional OCR systems, including industry standards like Tesseract Smith (2007) and PaddleOCR (Du et al. (2020)), which have established strong baselines in multilingual text recognition. These systems, while specialized for OCR tasks, provide important reference points for performance evaluation.

The second category comprises recent visionlanguage models, including cutting-edge systems like Phi-3.5 Vision (Abdin et al. (2024)) and Llama-3.2 (Dubey et al. (2024)). These models, despite their impressive capabilities in general visionlanguage tasks, demonstrate the ongoing challenges in specialized document processing. Our analysis of their performance reveals important insights about the limitations of general-purpose architectures when applied to script-specific document understanding tasks.

Our Nayana-OCR variants, built upon the GOT OCR (Wei et al. (2024b)) architecture, represent the third category. Through extensive training on approximately 850,000 synthetic images spanning 10 Indic languages, these models demonstrate significant advantages in multilingual document processing. The results reveal substantial improvements across key metrics, most notably a 76% reduction in Character Error Rate compared to the base GOT OCR model. This improvement is particularly significant given that it maintains consistency across all evaluated languages.

The performance gains extend beyond simple

Model	CER↓	WER↓	BLEU↑	ANLS ↑	METEOR ↑
Tesseract	0.206	0.583	0.318	0.797	0.540
PaddleOCR	0.621	0.880	0.020	0.287	0.069
Llama-3.2 11B	3.858	3.900	0.007	0.091	0.055
Phi-3.5 Vision	2.420	2.461	0.007	0.086	0.044
Qwen2-VL 2B	1.776	1.793	0.025	0.129	0.086

0.016

0.395

0.071

0.796

1.041

0.463

Table 5: Average performance metrics across all evaluated languages. Results show mean values for each model across the ten tested languages. Lower values (\downarrow) are better for CER and WER, while higher values (\uparrow) are better for other metrics. Best results in each category are highlighted in **bold**.

character recognition. Our models show markedly improved BLEU scores, indicating enhanced capability in handling complex linguistic structures and maintaining semantic coherence. The reduced standard deviations across performance metrics suggest robust cross-language stability, a crucial factor for practical deployment in multilingual environments. These improvements stem from our innovative approach to model adaptation and the sophisticated synthetic data generation pipeline described in previous sections.

GOT-OCR

Nayana-OCR

0.945

0.227

5.3 Detailed Performance Analysis

Examining Table 6, several patterns emerge that illustrate the strengths and limitations of different approaches. Traditional OCR systems like Tesseract (Smith (2007)) show strong performance in character-level accuracy (CER: 0.206) but struggle with higher-level semantic understanding, as evidenced by lower BLEU scores (0.318). In contrast, Nayana-OCR achieves competitive character-level accuracy (CER: 0.227) while substantially outperforming all baselines in semantic metrics (BLEU: 0.395).

The performance gap between general-purpose vision-language models and specialized OCR systems is particularly noteworthy. Despite their larger parameter counts, models like Llama-3.2 11B (Dubey et al. (2024)) and Phi-3.5 Vision (Abdin et al. (2024)) show significantly higher error rates across all metrics. This disparity underscores the importance of architectural choices specifically optimized for document understanding tasks.

5.4 Limitations and Future Work

While our approach demonstrates significant progress, several limitations should be noted.

When compared to traditional OCR systems, our models show higher inference latency, reflecting the complexity of vision-language processing. Performance variations across scripts suggest room for improvement in handling certain complex writing systems. Additionally, our synthetic data generation, while efficient, may not capture all real-world variations in document layouts and styles.

0.052

0.630

Future work will focus on expanding the diversity of seed datasets, incorporating more complex document structures, and developing specialized architectures that better balance performance and computational efficiency. We also plan to explore how our synthetic data approach can benefit other vision-language tasks and create open-source tools to facilitate broader adoption of multilingual visionlanguage technologies.

6 Conclusion

This work establishes that vision-language models can be effectively adapted to new languages using purely synthetic data, reducing dependency on costly manual annotation. Our results demonstrate that Nayana provides a practical, scalable solution for extending AI capabilities to low-resource languages. By achieving strong performance across diverse scripts while maintaining computational efficiency, our framework opens new possibilities for democratizing AI technologies across linguistic boundaries. The success of our approach not only validates the effectiveness of synthetic data generation and efficient adaptation techniques but also establishes a promising direction for developing more inclusive AI systems that can serve diverse linguistic communities worldwide.

References

- Marah Abdin, Jyoti Aneja, Hany Awadalla, Ahmed Awadallah, Ammar Ahmad Awan, Nguyen Bach, Amit Bahree, Arash Bakhtiari, Jianmin Bao, Harkirat Behl, et al. 2024. Phi-3 technical report: A highly capable language model locally on your phone. *arXiv preprint arXiv:2404.14219*.
- Stanislaw Antol, Aishwarya Agrawal, Jiasen Lu, Margaret Mitchell, Dhruv Batra, C Lawrence Zitnick, and Devi Parikh. 2015. Vqa: Visual question answering. In *Proceedings of the IEEE international conference* on computer vision, pages 2425–2433.
- Lukas Blecher, Guillem Cucurull, Thomas Scialom, and Robert Stojnic. 2023. Nougat: Neural optical understanding for academic documents. *arXiv preprint arXiv*:2308.13418.
- Musa Dildar Ahmed Cheema, Mohammad Daniyal Shaiq, Farhaan Mirza, Ali Kamal, and M Asif Naeem. 2024. Adapting multilingual vision language transformers for low-resource urdu optical character recognition (ocr). *PeerJ Computer Science*, 10:e1964.
- Zhe Chen, Jiannan Wu, Wenhai Wang, Weijie Su, Guo Chen, Sen Xing, Muyan Zhong, Qinglong Zhang, Xizhou Zhu, Lewei Lu, et al. 2024. Internvl: Scaling up vision foundation models and aligning for generic visual-linguistic tasks. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 24185–24198.
- Yuning Du, Chenxia Li, Ruoyu Guo, Xiaoting Yin, Weiwei Liu, Jun Zhou, Yifan Bai, Zilin Yu, Yehua Yang, Qingqing Dang, et al. 2020. Pp-ocr: A practical ultra lightweight ocr system. arXiv preprint arXiv:2009.09941.
- Abhimanyu Dubey, Abhinav Jauhri, Abhinav Pandey, Abhishek Kadian, Ahmad Al-Dahle, Aiesha Letman, Akhil Mathur, Alan Schelten, Amy Yang, Angela Fan, et al. 2024. The Ilama 3 herd of models. *arXiv preprint arXiv:2407.21783*.
- Manuel Faysse, Hugues Sibille, Tony Wu, Bilel Omrani, Gautier Viaud, Céline Hudelot, and Pierre Colombo. 2025. Colpali: Efficient document retrieval with vision language models. *Preprint*, arXiv:2407.01449.
- Hao Feng, Qi Liu, Hao Liu, Jingqun Tang, Wengang Zhou, Houqiang Li, and Can Huang. 2024. Docpedia: Unleashing the power of large multimodal model in the frequency domain for versatile document understanding. *Science China Information Sciences*, 67(12):1–14.
- Jay Gala, Pranjal A Chitale, Raghavan AK, Varun Gumma, Sumanth Doddapaneni, Aswanth Kumar, Janki Nawale, Anupama Sujatha, Ratish Puduppully, Vivek Raghavan, et al. 2023. Indictrans2: Towards high-quality and accessible machine translation models for all 22 scheduled indian languages. *arXiv* preprint arXiv:2305.16307.

- Edward J Hu, Yelong Shen, Phillip Wallis, Zeyuan Allen-Zhu, Yuanzhi Li, Shean Wang, Lu Wang, and Weizhu Chen. 2021. Lora: Low-rank adaptation of large language models. *arXiv preprint arXiv:2106.09685*.
- Geewook Kim, Teakgyu Hong, Moonbin Yim, Jinyoung Park, Jinyoong Yim, Wonseok Hwang, Sangdoo Yun, Dongyoon Han, and Seunghyun Park. 2021. Donut: Document understanding transformer without ocr. *arXiv preprint arXiv:2111.15664*, 7(15):2.
- Haotian Liu, Chunyuan Li, Qingyang Wu, and Yong Jae Lee. 2024a. Visual instruction tuning. *Advances in neural information processing systems*, 36.
- Zheng Liu, Hao Liang, Xijie Huang, Wentao Xiong, Qinhan Yu, Linzhuang Sun, Chong Chen, Conghui He, Bin Cui, and Wentao Zhang. 2024b. Synthvlm: High-efficiency and high-quality synthetic data for vision language models. *arXiv preprint arXiv:2407.20756*.
- Ray Smith. 2007. An overview of the tesseract ocr engine. In *ICDAR* '07: Proceedings of the Ninth International Conference on Document Analysis and Recognition, pages 629–633, Washington, DC, USA. IEEE Computer Society.
- Peng Wang, Shuai Bai, Sinan Tan, Shijie Wang, Zhihao Fan, Jinze Bai, Keqin Chen, Xuejing Liu, Jialin Wang, Wenbin Ge, et al. 2024. Qwen2-vl: Enhancing vision-language model's perception of the world at any resolution. *arXiv preprint arXiv:2409.12191*.
- Haoran Wei, Lingyu Kong, Jinyue Chen, Liang Zhao, Zheng Ge, Jinrong Yang, Jianjian Sun, Chunrui Han, and Xiangyu Zhang. 2024a. Vary: Scaling up the vision vocabulary for large vision-language model. In *European Conference on Computer Vision*, pages 408–424. Springer.
- Haoran Wei, Chenglong Liu, Jinyue Chen, Jia Wang, Lingyu Kong, Yanming Xu, Zheng Ge, Liang Zhao, Jianjian Sun, Yuang Peng, et al. 2024b. General ocr theory: Towards ocr-2.0 via a unified end-to-end model. *arXiv preprint arXiv:2409.01704*.
- Zhiyu Wu, Xiaokang Chen, Zizheng Pan, Xingchao Liu, Wen Liu, Damai Dai, Huazuo Gao, Yiyang Ma, Chengyue Wu, Bingxuan Wang, et al. 2024. Deepseek-vl2: Mixture-of-experts vision-language models for advanced multimodal understanding. arXiv preprint arXiv:2412.10302.
- Ya-Qi Yu, Minghui Liao, Jiwen Zhang, and Jihao Wu. 2024. Texthawk2: A large vision-language model excels in bilingual ocr and grounding with 16x fewer tokens. *arXiv preprint arXiv:2410.05261*.
- Zhiyuan Zhao, Hengrui Kang, Bin Wang, and Conghui He. 2024. Doclayout-yolo: Enhancing document layout analysis through diverse synthetic data and global-to-local adaptive perception. *arXiv preprint arXiv:2410.12628*.

A Appendix

A.1 Language-wise Performance Analysis

Table 6: Detailed Performance Analysis Across Languages. The table compares various OCR models across multiple languages using metrics such as CER, WER, BLEU, ANLS and METEOR.

Model	CER↓	WER↓	BLEU↑	ANLS↑	METEOR ↑
		Hir	ndi		
Tesseract	0.090	0.287	0.636	0.908	0.791
PaddleOCR	0.414	0.864	0.023	0.575	0.117
Phi-3.5 Vision	2.878	2.500	0.023	0.126	0.069
Llama-3.2 11B	4.654	3.455	0.020	0.116	0.070
Qwen2-VL 2B	2.360	2.022	0.066	0.172	0.153
GOT OCR base	1.013	1.190	0.004	0.052	0.043
Nayana-OCR	0.160	0.297	0.532	0.850	0.756
		Kanı	nada		
Tesseract	0.155	0.609	0.259	0.847	0.541
PaddleOCR	0.814	0.918	0.020	0.110	0.048
Phi-3.5 Vision	2.655	2.877	0.006	0.084	0.046
Llama-3.2 11B	4.670	4.991	0.004	0.075	0.047
Qwen2-VL 2B	1.394	1.599	0.013	0.075	0.063
GOT OCR base	0.936	1.008	0.019	0.067	0.063
Nayana-OCR	0.361	0.648	0.341	0.740	0.554
		Tai	nil		
Tesseract	0.265	0.811	0.109	0.750	0.324
PaddleOCR	0.545	1.076	0.003	0.450	0.051
Phi-3.5 Vision	1.531	2.033	0.000	0.082	0.035
Llama-3.2 11B	3.009	4.229	0.002	0.086	0.052
Qwen2-VL 2B	1.260	1.515	0.007	0.125	0.053
GOT OCR base	0.956	1.020	0.013	0.056	0.051
Nayana-OCR	0.181	0.551	0.377	0.829	0.592
		Telu	ıgu		
Tesseract	0.158	0.589	0.296	0.821	0.551
PaddleOCR	0.435	0.934	0.014	0.550	0.088
Phi-3.5 Vision	2.442	2.464	0.001	0.067	0.036
Llama-3.2 11B	2.736	3.586	0.015	0.090	0.068
Qwen2-VL 2B	1.580	1.696	0.010	0.115	0.065
GOT OCR base	0.925	1.007	0.022	0.075	0.066
Nayana-OCR	0.282	0.065	0.241	0.733	0.522
		Od	lia		
Tesseract	0.290	0.681	0.155	0.703	0.403
PaddleOCR	0.639	0.742	0.020	0.111	0.030
Phi-3.5 Vision	2.311	2.168	0.000	0.090	0.018
Llama-3.2 11B	2.880	2.908	0.005	0.088	0.042
Qwen2-VL 2B	1.247	1.345	0.012	0.092	0.060
GOT OCR base	0.926	1.000	0.020	0.078	0.042
Nayana-OCR	0.311	0.566	0.305	0.738	0.551

Model	CER↓	WER↓	BLEU↑	ANLS ↑	METEOR ↑		
Punjabi							
Tesseract	0.203	0.532	0.356	0.803	0.568		
PaddleOCR	0.717	0.811	0.010	0.095	0.029		
Phi-3.5 Vision	3.431	2.896	0.001	0.083	0.034		
Llama-3.2 11B	5.801	4.535	0.000	0.065	0.029		
Qwen2-VL 2B	1.260	1.515	0.007	0.125	0.053		
GOT OCR base	0.954	0.994	0.010	0.066	0.046		
Nayana-OCR	0.159	0.440	0.435	0.853	0.693		
		Malay	alam				
Tesseract	0.355	0.828	0.065	0.663	0.258		
PaddleOCR	0.788	0.895	0.036	0.125	0.073		
Phi-3.5 Vision	1.993	2.489	0.000	0.070	0.039		
Llama-3.2 11B	2.988	3.807	0.001	0.081	0.051		
Qwen2-VL 2B	1.394	1.599	0.013	0.075	0.063		
GOT OCR base	0.956	1.174	0.011	0.064	0.047		
Nayana-OCR	0.270	0.694	0.248	0.740	0.516		
		Mar	athi				
Tesseract	0.157	0.460	0.513	0.862	0.738		
PaddleOCR	0.355	0.849	0.035	0.630	0.154		
Phi-3.5 Vision	1.592	2.063	0.023	0.150	0.073		
Llama-3.2 11B	2.421	2.724	0.007	0.108	0.074		
Qwen2-VL 2B	1.251	1.269	0.069	0.248	0.181		
GOT OCR base	0.915	0.988	0.021	0.095	0.060		
Nayana-OCR	0.143	0.457	0.540	0.866	0.753		
		Guja	rati				
Tesseract	0.148	0.446	0.534	0.871	0.733		
PaddleOCR	0.800	0.914	0.026	0.124	0.068		
Phi-3.5 Vision	3.329	3.008	0.006	0.091	0.047		
Llama-3.2 11B	2.401	2.724	0.007	0.108	0.074		
Qwen2-VL 2B	5.050	4.312	0.006	0.092	0.042		
GOT OCR base	0.940	1.047	0.020	0.081	0.057		
Nayana-OCR	0.172	0.451	0.476	0.839	0.707		
Bengali							
Tesseract	0.241	0.590	0.259	0.738	0.492		
PaddleOCR	0.704	0.798	0.014	0.096	0.029		
Phi-3.5 Vision	2.041	2.110	0.008	0.014	0.042		
Llama-3.2 11B	7.021	6.039	0.009	0.093	0.044		
Qwen2-VL 2B	0.967	1.054	0.048	0.174	0.127		
GOT OCR base	0.926	0.983	0.019	0.080	0.048		
Nayana-OCR	0.235	0.460	0.452	0.776	0.656		

A.2 Model Output Analysis

To evaluate the practical effectiveness of our model, we present a visual comparison between input documents and their corresponding Document Level OCR outputs. Figures 3 and 4 demonstrate the model's performance on Hindi and Bengali documents respectively.

The results demonstrate the model's robust performance across different Indic scripts. Note the preservation of both textual content and document structure in the generated outputs, highlighting the effectiveness of our approach in handling diverse document layouts and writing systems.

रूपांतरण न्यूट्रॉन के प्रसार से अपेक्षति GW - अजीब पदारथ मध्यम वेगनेटकि क्षेत्रों की तुलना में दृढ़ता से अस्थरि है, और इसलपि कुछ GW की उम्मीद है [21], एक अनश्चिति शकत कि साथ। सुपरफ्लेयर के यूनसि मॉडल का वविरण लुगोस एट अल [14] में चर्चा की गई है, जैसा क पिहले ही उल्लेख कयिा गया है, समगर संभावनाएं सकारातमक पता लगाने के लपि उत्साहजनक लगती है, वही वचिार मोस्केरा क्यूस्टा एट अल [17] में प्रसतुत मॉडल पर लागू होते हैं, भले ही अभी तक एसेरोशन-संचालति एसजीआर के लपि सबुत नहीं मलि है [22]। रूपांतरण न्यूट्रॉन के प्रसार से अपेक्षित GW - अजीब पदार्थ मध्यम वेगनेटिक क्षेत्रों की तुलना में दढ़ता से अस्थिर है, और इसलिए कुछ GW की उम्मीद है [21], एक अनिश्चित शक्ति के साथ। सुपरफ्लेयर के यूनिस मॉडल का विवरण लुगोस एट अल [14] में चर्चा की गई है, जैसा कि पहले ही उल्लेख किया गया है, समृप्र संभावनाएं सकारात्मक पता लगाने के लिए उत्साहजनक लगती हैं, वही विचार मोस्केरा क्यूस्टा एट अल [17] में प्रस्तुत मॉडल पर लागू होते हैं, भले ही अभी तक एसेरोशन-संचालित एसजीआर के लिए सबूत नहीं मिले हैं [22]।

Figure 3: Hindi Document Processing: Comparison between the original document (left) and the model's OCR output (right), demonstrating accurate text recognition and formatting preservation.



Epilepsia Open, 3(2):281-285, 2018 doi: 10.1002/erii4.12109

Figure 4: Bengali Document Processing: Visual comparison showing the model's capability to accurately process Bengali script while maintaining structural fidelity.



ಹೈ ಸ್ಪೇಸ್ ಇದು ಅಸೋಪಿಯೇಟಿವ್ ಕಮ್ಯುಚೇಟಿವ್ ಹೈಪರ್-ಕಾಂಪ್ಲೆಕ್ಸ್ ಉಂಬರ್ಗಳ ಸ್ಥಳವಾಗಿದೆ (poly-<u>nnmbers</u>) ಬೀಜಗಬೆತದ ದೃಷ್ಟಿಕೋನದಿಂದ ಸರಳವಾಗಿದೆ - ಇದು ಐಸೋಮಾರ್ಕಿಕ್ ಆಗಿದೆ ಚದರ ಕರ್ಡೇಯ ನೈಜ ಮ್ಯಾಟ್ಲಿಕ್ಸ್ ನೆಲಜಗಬೆತ 4 x 4. ಈ ಜಾಗವು ಅನಿಸೂಟ್ರೂಪಿಕ್ ಮೆಚ್ರಿಕ್ ಆಗಿದೆ ಡೈಕ್ ಪ್ಯಾರಾನಚ್ರಿಕ್ ಅಬೆಲ್ ಸಮ್ಮಿತಿ ಗುಂಪಿನೊಂದಿಗೆ ಫಿನ್ಸ್ಸ್ ರ್ ನೈಸ್ ಮತ್ತು ಅದನ್ನು ಅವನು ಕಡಿಮ ಮಾಡಬಹುದು ಕ್ಯಾದ್ರಾಟಿಕ್ ಮೆಚ್ರಿಕ್ಸ್ ಪೊಂದಿರುವ ಜಾಗತ್ಯೆ. ಇದು ಸರಳವಾದ ಪರಿಗಣನೆಯಾಗಿದೆ H ನ ಬೀಜಗಬೆತ ಮತ್ತು ಗೂಮಟ್ರಿಕ್ ಗುಂಲತ್ಲಣಗಳು, ಅದು ಕ್ರುಲಕವಲ್ಲದ ನೋಟಕ್ಕೆ ಲೋಡ್ ಮಾಡುತ್ತದೆ ಗುತೆತ ವಸ್ತು, ಈ ಕಾಗದದಲ್ಲಿ ಹೋರಿಸಿರುವಲ್ಲೆ ಭೌತಿತ ಪರಿಗಣನೆ H ನ ವಿಷಯಗಳು, ಅದರ ಬೀಜಗಬೆತ ಮತ್ತು ಜಿಕೊಮೆಚ್ರಿಕಲ್ ಸೃನೆಚರ್ಗಳೊಂದಿಗೆ ಅದನ್ನು ಇನ್ನಷ್ಟು ಹೆಚ್ಚಿಸುತ್ತವೆ ಸಂಕೀರ್ಣ ಮತ್ತ ಆಸಕ್ತಿದಾಯಕ, ಅದರ ಆರಂಭಿಕ ಅಧ್ಯಕ್ಷ್ಮತ್ ಸರಳತೆಯ ಹೊರತಾಗೆಯೂ: ಜ್ವಾಟಿಸ್ಕಿಕ್ ಅಲ್ಲದ ಮಿತಿ (ಭೌತಿತ ವಸ್ತುವಿನ ಸರ್ಗದ ಅನುಪಾತದೆ, ಎರಡದೇ ಮತ್ತು ಹೆಚ್ಚಿಸುತ್ತವೆ ಸಂಕೀರ್ಣ ಮತ್ತ ಬೇಡಕ್ಕ್ರಿ, ಇದು ಗಲಿಲಿಯನ್ ಬಾಕ್ಕಾಕಾಶದಿಂದ (ಶಾಪ್ತ್ರೀಯವಾದ) ಅಸ್ಪಷ್ಟವಾಗಿದೆ ಮೆಕ್ಸಾನಿಕ್ಸ್ ಸ್ಪೇಸ್) ಮತ್ತು ಮಿಂಕೋವ್ಸ್ಕ್ರಿ ಸ್ಥೇಸ್ (SR) ನಿಂದ. ಮೊರೋವರ್, ಸಾಮಾನ್ಯ ಸಂದರ್ಭದಲ್ಲಿ ಸಹ

Figure 5: Kannada Document Processing: Comparison between the original document (left) and the model's OCR output (right)

A.3 Training Dynamics Analysis

A.3.1 Single Language LoRA Adaptation

We first analyze the training dynamics for individual languages using LoRA with rank=64 and α =128. Figure 6 shows the training curves for Hindi and Kannada.



Figure 6: Single Language LoRA Training Dynamics: Training and loss curves for Hindi (purple) and Kannada (orange) using LoRA (r=64, α =128). Both languages show stable convergence patterns with Hindi achieving slightly faster convergence.

A.3.2 Multi-Language Joint Training

Building on the single language results, we investigate joint training on Hindi and Kannada. Figure 7 demonstrates the effectiveness of our multi-language approach.



Figure 7: Joint Hindi-Kannada Training: The model maintains strong performance while learning both languages simultaneously, suggesting effective parameter sharing between related scripts.

A.3.3 Comparative Analysis of Joint vs Individual Training

To validate our multi-language approach, we compare joint training performance against individual language models. Figure 8 presents this critical comparison, where the orange line represents Kannada with rank 64 LoRA, the neon line shows the joint Hindi-Kannada LoRA (rank 64), and the green line indicates Hindi with rank 64 LoRA adaptation.



Figure 8: Comparative Analysis: Joint Hindi-Kannada training (r=64, α =128) versus individual language models. The joint model (neon) achieves comparable performance to individual Hindi (green) and Kannada (orange) models while using fewer parameters, demonstrating efficient cross-lingual transfer.

A.3.4 Vocabulary Expansion Experiments

Our initial experiments explored vocabulary expansion as a potential approach for handling multiple scripts. Figure 9 illustrates these challenges, comparing standard LoRA adaptation (purple lines) against vocabulary expansion attempts (grey lines).



Figure 9: Vocabulary Expansion Analysis: Attempts to expand model vocabulary for Hindi showed poor convergence across different configurations. The standard vocabulary with LoRA adaptation (purple) proved more effective than expanded vocabulary approaches (grey), leading us to abandon the vocabulary expansion strategy.

A.4 Data Generation Examples

A.4.1 Page-Level Translation Examples

Our pipeline demonstrates robust translation capabilities while preserving document structure across all supported languages. Figures 10, 11, 12, 13 and 14 showcase these capabilities across different Indic scripts.

A.4.2 Section-Level Translation Examples

Figures 15, 16, 17 and 18 showcase section level translation capabilities across different Indic scripts.

: (viii) dE,Ns अपने अस्पष्ट युणों में भिन्न प्रतीत द्वीते दें: GCs के गतिशील घर्षण द्वारा गठन के अचुरुप छोटे चमकीले लाल नाभिक दीते दें, और बड़े फरिके द्विश्वीडापत्री नाभिक दोते दें डो GCs के थोड़े से योगदान के साथ एक अपच्य प्र अक्रिया झारा बने प्रतीत द्वीते दें। dc CC! प्रणालियों और उनके चाचा के वर्तमात युणों को आकार देने में गतिशील विकास की ध्रमिका अस्पष्ट वती दुई दें।

- 2 -

विषय शीर्षकः गोलाकार क्लस्टरः सामाद्य – आकाशगंगाएँ: तारा सञ्चल – आकाशगंगाएँ: गठत

1 पश्चिय

च्छ ते हो में स्पुष्ट दोना चा रखा है कि गोलाका र कलरट? (चोन!) आठा आगाओं के तरा जिलांण और संगोजन इतिवास भर सबखाय प्रे विशेष व्याप्त है। शियाल का बताई-कार की आठाजा प्रोप्ता में सीना के दालिया से स्वराम्स्य विश्व साल (देस, स्वेड पट इस, (देले- से से प्रदोशनांच प्रस्त हो कि को में तीला का का दिल्ला प्राप्त प्राप्त की वात्राय में आधी प्राप्त हा इस, (देले- से प्रेय प्रेय प्राप्त प्राप्त हो कि का प्रेयाल का द्वारिक्ष का प्राप्त का विश्व का में आप प्राप्त इस, (देले- से प्राप्त प्राप्त हो कि को में तीला के का दिल्ला प्रेय प्राप्त हुना होना के आवे कुछ मार्गना है। समये प्राप्त हा इस, (देले- से प्राप्त प्राप्त हो कि का में तीला के का प्राप्त प्राप्त प्राप्त हुना होना के आवे का स्वार्थ प्राप्त प्राप्त (स्वार होने को प्राप्त प्राप्त हो कि का में तीला के का प्राप्त प्राप्त प्राप्त स्वार से हो प्राप्त प्राप्त किस्टर्जल पे दे आहरका प्राप्ता ही हिंदा विश्व प्राप्त का स्वार से ने प्राप्त होना में प्राप्त का स्वार से को स्वाप्त के स्वाप्त हो कि स्वार्ट की इस का प्राप्त के साल में होता का प्राप्त स्वार से ने प्राप्त होना प्राप्त का स्वार के स्वार में का स्वाप्त और धा न स्वार (लाल)। इस वीटियों की धानिकता से साल साल स्वारका सात्र वा का करते का साल स्वार्थन हो (लाले) और धा न स्वार (लाल)। इस वीटियों की धानिकता से साल सारका स्वार्य सात्र सात्र सात्र सात्र सात्र का सात्र स्वार

राल की में Uलिपिकल में GC निस्टम के फोटोमेडिक अख्यर्थों में स्वल स्पेम टेलीस्कोव (HST) पर याइड फोल्ड से। फॉकटरी कैमन 2 (WFPC2) का उपयोग किरवा गया थे। छाउंड -आधानित इमीडिवा की जुलता में, यब स्पर्धाति फोटोमेडिक सरीवला प्राप्त करती है और छोटे क्यांगिक करवेश्व की कॉलता पर मंदुराण को हम करतती है। इसि बांसी का का उपयोग स्करे को का कैमीक उपरांत के आंक आजवा मोता की स्वत्म के प्रेडा उपयाद की प्रात्म करता है। इसि बांसी का का उपयोग स्करे (2001) आधिमत्वी इस उपयातिक करवेश की कॉलाए पर मुंदर आजवा (ठान परमत ताले किलिटकल कठ फिल इसी निल्हे छिलत (विदेशन) की प्रात्म किल दराम के फ़लरा (GELE) प्राय्त, जिसका जिसने स्व (विद्या) मोलिस्वी इस उपयाद की से प्राप्त के स्वारा माता के प्राप्त (ठान परमत ताले कलिटिकल कठ फिल बांसी निल्हे छिलत (विदेशन) की प्राप्त किल कर (GELE) प्राय्त, जिसका जिसने राज्य, (GRATA) (सब्य कर्म करण और फोलेस्व के), श्रेशकालक रक्ष के प्रियंग हम साम्राज्ञ जाती है, जान कर के बहे प्रयास्य निर्वक (सब्य कर्म करण और फोलेस्व के), श्रेशकालक रक्ष की स्वार्ग साली हम स्वार्ड आजवा, देख से में और चाक दिवरण के जिसने से क्या यहा प्रार्थ के प्राप्त के स्वार्ग का स्वार्ग का स्वार्ग का कि स्वार्ड का की हम स्वार्ग का की तासने से का साम स्वर्थ के प्राय्त के सान श्रेशकाल कर क्रांग से त्यक्त विधान कर मॉगित रहे की स्वार्ग का की हमा हम ताकर से का का समस्वर्थ है, की प्राय्त इस्वर का साके क्या की स्वार का साने हम की स्वार्ग साम வேல் பாடு (GLT) நக்காய மற்றம் மீக்காய இரண்டு நம் ஒன்று நான். இது வீறி பாப்புக்கு குரணானது - முதல் மையான GLT மாறும்பில் நாடு குகிலியை காரம்ப்பு அல்லது பாரிய கோன் நாக்கு - முதல் மையான GLT மாறும்பில் நில்லக்கிலை காரம்ப்பு அல்லது பாரிய குறுப்புக்கு தின் பில்ல 50 க்கட்டத்து அம்பில்லான திலைவையில் பெறுக்கு நிதியாக அசிலாம கது ஒன் குளைதார சாவி புரிய 15 கள். அல்றிலி தெளிவற்ற பண்பு அனில் ியாவி தேன்றும். அறிப்பிரசுபான கிலப்பு திறக்கள் வலான மேலில் இது சிறிய கூடும். ஒரு சுதறல் கவுதல் குளைத்தின் பிலப்பு திறக்கள் வலான முதல்ல இது சிறிய கூடும். ஒரு சுதறல் வையுக்கு வருப்புதில் மாறும் மற்றுகை கான் குற்றுகிற பிலை கின் கல்லத்தை வைடிவரைப்புகில் மாறும் பரசுவன் கால் திழகிலுக்கு நிலத்தில் நிலத்தைகை வைடிவரைப்புதில் மாறும் பரசனாகத்தின் படித்து பேறு கால புக்கு திருக்கு கை வடிவரைப்புதில் மாறும் பரசனாகத்தின் படித்து பேறின் புகைபுக்கு கிறுக்கு கைக்கு வற்றின் மறும் கேனிவர்கைக்கு விலக்குமா.

- 2 -

பொருள் தலைப்புகள்: குளோபுலர் கிளஸ்டர்கள்: பொது — விண்மீன் திரள்கள்: நட்சத்திரக் கூட்டங்கள் — விண்மீன் திரள்கள்: உருவாக்கம்

1. அறிமுகம்

தினாடிவு கொல்ட்டிகள் குறிக்கலை முக்கியான கடல்பொடுக்கன வழங்குகில் நன என்பது பெறுவே குறையில் குறிவான் தலு, வினலிக்கனில் குற உத்திரல் குறையில் ஆட்ட்டபடை வரையாருக்கால் பிடத்திய வட்டிப்பட்டுராஸ்கோம் கி நிலைகள் பாரிய காறல் வகை விணயில் நிறாயன் (கு. பாக்கு et al. 2003) படத்தில் பதிலாகில் பிடதுப்படுதிலை காராம் காறல் வகை விணயில் நிறாயன் (க. பாக்கு et al. 2003) படத்தில் பதிலாகில் குறிக்கிலை காறாம் காறல் வகை விணயில் நிறாயன் (க. பாக்கு et al. 2003) காறுக்கு கிலை காறுக்கும் பிடதுப்பத்திலை பிடது துடித்தது அடந்தில் முறிக்கு விணைகில் நிறை சினைவு குறிவால் கேலில் விளை குறையைகள் பிடது மடித்தை அடந்தில் குறில் திருக்கில் குறிவான் துடைத்து குறிவால் கேலில் விளை குறையில் காறும் வதிலை திருக்கு விளைகள் நிறை திருக்கு திரில் திலாம் கேலில் காறும் வரும் குற்கு கில பிடல் திருக்க விளுகேருப்புகள் கிலை காறுக்கு காறும் காறும் வரும் விளைகள் திருக்கு கில பிடலும் கானால் அதுதெயுன் குறிவின் கின தகவில் கைகள் குறையல் காறும் வதிலை குறில் கிறும் வரும் காறும் குறைக்கு திருகிலும் காறு கிலை கலிலால் காறும் காறும் வரும் வரும் குறைக்கு காறும் குற்கு கில திருக்கு கிலை குறிவான் காறு குறிவான் காறும் காறும் காறும் வரும் குறைக்கு கில பிடற்கு காறு திருக்கு திருகிலும் குறும் குறும் வரும் காறும் கிறும் கலிலாக கொண்டிகள் காறும் காறும் கருக்கு காறும் வரும் குறிலாக கிறும் கரும் கிறும் குறும் குறைக்கு கில காறும் குறுக்கு கிறும் காறும் காறும் கருக்கு கிறும் வரும் கேலும் திறுக்கு கிறும் குறும் குறும் குறும் குறும் குறும் கரும் காறும் கரும் கரும் கிறும் குறும் குறும் குறும் காறும் கரும் கரும் காறும் கரும் குறும் கரும் குறும் கரும் கிறும் குறும் கரும் கிறும் திறும் குறும் குறும் கரும் கரும் கரும் கரும் கரும் கரும் கரும் கரும் கரும் கிறும் குறும் கரும் குறும் கரும் குறும் கரும் கிறும் திறும் குறும் குறும் கரும் கருக்கு கரும் கரும் தில் தில் கரும் கரும் கரும் கரும்

மிக சுப்பத்திவது, திராலட்டங்களில் உள்ள CC அமைப்புகளின் மீடொட்டோமெட்டுக் பெடன்டிகள் கபிக்கடைப் பயஸ் நிதது சென்றன மற்றும் ஹப்பின் லப்பல் 'டெலல்கோபம்' (CDT) பிளாங்கட்டு "கேவர? (PTC2) ஒப்பிலியது தன் அடிப்படையினை இன்றும், இது வரிகளாயம் (CDT) பிளாங்கட்டு "கேவர? அம்லியதலும் 'பறுகிறது மற்றும் கன் பவுளினாமைய நேறுமைல் பிலம்பு இடன்படுடையில் இடைபிடுகள் செலவில், அப்ப வைகளின் பிரியாய ஆய்வுகளில் பிழாபிலு இதன் குள்வை அடிப்புகள் சினாகில், இப்ப வைகளின் பிரியாய ஆய்வுகளில் பிழாபிலுக்கு விலப்பு கையில் இடை திராக்கில் இறுவைத்தன் மையைக் வாடுத்தனர் கறைப்பு இதன் தேவை அவற்றின் பல மாதிர் விளைகேன விராக்கில் இறுவைக்குக்கு வைகைய காட்டுத்தனர் கறைப்புகள் அவற்றின் பல மாதிர் விளைகேன விராக்கில் இறுவைத்தன் வலையக் காட்டுதான் திரைப்பு இடன்று களில் நீன்படுக்கும் விளைக்கை கிரிப்டில்கள்ளில் திலப்படன் கிலப் சிரியாக பிரதி சென்றியாப்புகள் அவற்றின் பல மாதிர் விள்ளை ஆப்பு தல் விடை குடை கையில் நின்பு பிராய கிராக்கு விராக்கும் அடியா திப்புடிகள்ளின் பிருக்கில் சிரியாக பிரதி சின்றில் திராக்கில் இறைப்பு பிரா ஆப்புகள் புதன்னையாக கல் மற்றும் சனவர் சிரைப்பு பிலப்படன் விலப்புலை இன்றை பிபிப்பு 1157 திலைப்படி பத்தில் கல் வற்றும் சினவு பிராக பிரதி அற்று பிறிபோடி விராடது தேன்று வெளிவாகப்பு அனைவாக கல் தே தொடி பான்றது. அதிகிக்கும் தரிப்பிட்ட விரிவாக திராக விள்ளாகப்பு அறைப்பு குறிவை

Figure 10: Page-level translation examples showing Hindi (left) and Tamil (right) translations with preserved document layout.

ಕಾರ್ಯ (GCLP) gits ಮತ್ತು ಕದಿ ಎರಡಕ್ಕೂ ಒಂದೇ ಆಗಿರುತ್ತದೆ. ಇದು ನಿರೀಕ್ಷೆಗೆ ವಿರುದ್ಧವಾಗಿದೆ: ಡೈಸಾಮಿಕಲ್ ಘಟಣೆಗೆ ಆದರು ಬ್ಲಾಟಿಸ್ GC ಗಳು, ಪ್ರಾಧವಿಕ GCLP ಬದಲಾಗದ ಹೊರಕು ಬಿರ್ಕಾಟ್ನುನ್ ಹೆಡಗಳು ಮತ್ತು ಶಿವಾಗಿಸು (FMQ GCLF ವಿಹುದು ಆರ್ಥಿಯಗಳವಿಗು ವಿರುದಗುತ್ತದೆ ನಿಷ್ಕಾರ 0.05 ಸಿದ್ದಾಗ, ನಿವರದವರ ವರ್ಷವೆಗಳು ಮಾಡದುತ್ತಿದವಾಗಿ ಅದರ ಯುಎಸ್ಗಳಿ ಕ್ಯಾಮ್ ಕರ್ಡಿಯಾಗ್ ವೆದ್ದಲ್ಲಿ (wii) git. N ಗಳು ಅವ್ಯಾಗಳ ಅವೃಷ್ಟ ಮಾಡದುತ್ತಿದವಾಗಿ ಅದರ ಯುಎಸ್ಗಳು ಕ್ಯಾಮ್ ಇದ್ದ ಪ್ರಚಾನವಾದವರ ಕುರು ಬ್ಲಾಗಿಕೆ ವಸ್ತುಡಿಯನ್ಗಳು GC ಗ ಕ್ಯೂಮಿಕಿಯಿಂದ ಕಡುಕೊಳ್ಳುತ್ತಿತ್ತು ಮತ್ತು ಪ್ರತಿ ಪ್ರಚಾನಕವಾಗಿ ಮತ್ತು ಕೊಳ್ಳ ಮತ್ತು ಡೆತ ವಶ್ಯುತ್ತ ದ್ವಾದ್ದಾದಾಗಿ ಉತ್ತದಲ್ಲಿ ಮತ್ತು ಮತ್ತು ಮತ್ತು ಮತ್ತು ಡಿತ್ತದ ದರ ದರುಗೊರಡಕೊಳೆದ ಮತ್ತು ಡಿತ್ತ ದ ದ ವಶಿಷಣ ಮತ್ತು ಡೆತ CC ದು ಗುಣು ಇತ್ತಿಗಳು ಮತ್ತು ಹತ್ತಿಗೆಗಳು ಮತ್ತು ಆವರ ಹಿತ್ತಟ್ಟ ದಾಡುಕ್ತಿಗಳು ಮತ್ತು ಆವರ ಮತ್ತು ಮತ್ತು ಮತ್ತು ಮತ್ತು ಡಿತ್ತದ ಮತ್ತು ಡಿತ ದ ಹಿತ್ತು ದ್ವಾಣಗಳು ವ ವ್ಯಶಗ್ಗೆ ವ್ಯಾಟ್ಗಳು ಮತ್ತು ಮತ್ತ

- 2 -

ವಿಷಯದ ಶೀರ್ಷಿಕೆಗಳು: ಗೋಳಾಕಾರದ ಸಮೂಹಗಳು: ಸಾಮಾನ್ಯ — ಗೆಲಕ್ಸಿಗಳು: ನಕ್ಷತ್ರ ಸಮೂಹಗಳು — ಗೆಲಕ್ಸಿಗಳು: ರಚನೆ

1. ಪರಿಚಯ

ಿ ರಂತರಾಗಿ ಗ್ಲೋಬ್ಯಲ್ ಕ್ಲಸ್ಟರ್ಗಳು (ಜಿಸಿಗಳು) ಪ್ರಮುಖ ನಿಲಾರಗಳನ್ನು ನೀಡಿಸುತ್ತದೆ ಎಂಬುದು ಹೆಚ್ಚು ಸ್ಪಷ್ಟವಾಗಿದೆ. ಸ್ಪತ್ನನ ನಡಿಸೆಯ ಅಡಿ ಅಸೆಂದ್ನೆ ಹಿದ್ದರಿಂಗ್ ಆರ್ ಗೇಪ್ರಿಗಳು, CC ಗಳ ಹತ್ತಾಡುತ ಸ್ಪೆಷ್ಟೊಸ್ಸೇಷಿಸ್ ಸ್ಪಾಡುಕ್ಸ್ ಬೃಟಿಕ್ ಕಾರ್-ಟೈವ್ ಗೆಲಿಸ್ಟಿಗಳು (-2), ಸ್ವಾಡರ್ ಎಡ್ ಅರ್. 2005) ನ್ನತ್ತದ ರತನೆಯ ಪ್ರಾಟ್ ಪ್ರಮಾಣವನ್ನು ಸೂಡಿಸುತ್ತದೆ ಸುರಾತ್ಮ ಕೊಡುಗಿ ಹೆಚ್ಚಿನ ರೆಂಗಿಕೆಲ್ಲನಲ್ಲಿ (2 2) ಹೆಚ್ಚಿನ ಎಡ್ ಅರ್. 2005) ನ್ನತ್ತದ ರತನೆಯ ಪ್ರಾಟ್ ಪ್ರಮಾಣವನ್ನು ಸೂಡಿಸುತ್ತದೆ ಸುರಾತ್ಮ ಕೊಡುಗಿ ಹೆಚ್ಚಿನ ರೆಂಗಿಕೆಲ್ಲನಲ್ಲಿ (2 2) ಹೆಚ್ಚಿನ ಮತ್ತು ಹಂಡಿಸುವಳ್ಳಿವೆ (wirromental ಅಗಿ) ಸಂತವವಿಷಿಸಿ ನಾಲಕ್ಕೆ ತುಟ್ಟುಗಳು ಸ್ವಾನ-ಗೀಟಿಗೆಗಳು ಆಪನೆತಿಯನ್ನೆ ಮಿರಿಸಲಾನ ಮತ್ತು ಹಂಡಿಸುವಳು ಹೆಚ್ಚಿನ ಹಿಡ್ಡಿನ ಕೊಡ್ಡಿನ ಕೊಡುಗೆ ಹಿಡ್ಡಿನಲ್ಲಿ ಕೊಡುಗಳು ಮಾಡು ಪ್ರವಿತಗಳಿಗಳು ಹೆಚ್ಚಿನ ಹಿಡಿದ್ರಿ ನಿರಿಗಳ ಪ್ರಾಥವಿಸುವಾಗಿ ಎರಡು ಹಳೆಯ CC ಇರುಟವನುತ್ತಿದ್ದು ಕಡುದಿಕೊಡುಗೆ ಕೊಡುಗಳ ಹಿಡಿಗಳ ಸಿರ್ದಾಶಿ ಕೊಡುಗೆ ಮನ್ನು ಕೊಡುಗೆ ಸುದ್ದ ಸಿರ್ದ ಸ್ಪಾಡನ್, ಬ್ರಾಡಿ, & ಪ್ರೋಪ್ಗಳ ವಿರುದ ಪ್ರದಾಶವನುತ್ತೆಯೊಡಗಳು ವಿಶ್ವರಿಸ ಸಂಪರ ಹೊಡಲಿದೆ (ಬರುಕ್ ಎಫ್ ಆರ್. 2001, ಸ್ಟಾಡನ್, ಬ್ರಾಡಿ, & ಪ್ರೋಪ್ಗಳ, ವಿಶ್ವ ಪ್ರಾಡಪನುತನೆದೊಂದಿ ಸರಿದ್ದರೆ ಸಂಪರ್ ಹೊಡುದಿ (ಬರುಕ್ ಎಫ್ ಆರ್. 2001, ಸ್ಟಾಡನ್, ಬ್ರಾಡಿ, & ಪ್ರೋಪ್ಗಳ 2004: ಪ್ರಾಟ್ಗಳಗಾಗಿ ಲೋಕ್ಕ ಮಿಲ್ಲದ್ ಸುರುತ್ ಮೆಂಗಿಕೆ ಸುದ್ದ ಮಾಡಿಗೆ ಮೊಡುಗಿ,

ತೀರಾ ವಕ್ಷಿಣವನು. ಎಲ್ಲಿಟ್ಲೇಶಗಳಲ್ಲಿದ CC ವ್ಯವಸ್ಥೆಗಳ ಪೋಟೋಮತ್ತುಗ ಪ್ಲಲವಿಗಳು ವೈಡ್ ಪಿಲ್ಸ್ ಅಮ್ಮ ಬಳಸಿದ್ದಾರೆ ಮತ್ತು ಹಬಸ ಮಾಹ್ಯಾಜಕ ದೂರದಹೇವಲ್ಲಿ (HST) ಪ್ರ್ಯಾಂಕ್ನಲಿ ಕ್ಯಾಪಿಯಲ 2 (WFPC2). ಗೆ ಹೊಳಗಿಸಿದರೆ ನೆಲ-ಅಧಾಶಿಕ ಹತ್ರಿತ, ಈ ತಂತ್ರವ ಪೊಟಿಕುಮಟ್ಟಿಸ್ ನೊರತೆಯತ್ತು ಪ್ರತಿಯತ್ತುದೆ ಮತ್ತು ಕಾಂತಕಾಯವಾತಾ ವಿಯಮ್ಮ್ ಹಿಗೆ ಮಾತುತ್ತಿದೆ ವಿಲ್ಲ ಅಧಾಶಿಕ ಹತ್ರಿತ, ಈ ತಂತ್ರವ ವೈಡಿಸಲಿಕೆಯನ್ನು ಕುಡಿಕುವಿಗಳ (ಪಿರಿವಿತಿ ಅಧ್ಯಯನಗಳಲ್ಲಿ ಶಿವಿಚಾರ್ ಹಾಟೇಶ್ ಕಾಂತ್ರಿಗಳಲ್ಲಿ ವೈಡಿಸಲಿಕೆಯನ್ನು ಕುಡಿಕುವಿಗಳ (ಪಿರವಿತಿ ಅಧ್ಯಯನಗಳಲ್ಲಿ ಶಿವಿಚಾರ್ ಹಾಟೇಶ್ ಕಾಂತ್ರಿಗಳಲ್ಲಿ ವೈಡಿಸಲಿಕೆಯನ್ನು ಕುಡಿಕುವಿಗಳ (ಪಿರವಿತಿಕ ವಿಶ್ಲೋರ್ (2001) ಈ ಅಧ್ಯಯನಗಳು ಅಪ್ತಗಳ ಅನೇಕ ಮಾದರೆ ಗಿಲ್ಲಗಳಲ್ಲಿ ವೈಡಿಸಲಿಕೆಯನ್ನು ಕುಡಿಕುವಿಗತೆ (ಪಿರವಿತಿಕೆಯ) ದಿತ್ರದಿಸುತ್ತಿದೆ ವಿಶ್ವರಿಸುತ್ತಿ ಮಾತಿಗೆ ಮತ್ತು ಗೆ ಸಾರ್ಯಕ್ಷಿ ಶಿವಿತಿ ಮಾಡು ಗೋಗ್ ಅಗ್ ನಾರ್ಮಕರ್ CC ಐವಿವಿಕೊಡಿಗಿತ (ಪಿರವಿತಿಕೆಯ್ ವಿಶ್ವರಿಸುತ್ತ) ಮತ್ತು ಮಂಡು ಗೋಗ್ರೆಗಳು ಕನ್ನುರಾಡಿ ಮತ್ತು ವೈಕಾರ್ಗಾಶ) ಕೀಣ ತುರಾತ್ಯಕವಾಗಿ ಆರುಕ್ತಿದ ಕೊಡುತಿಗಳು (ಪ್ರಥಮಿತವಾಗಿ) ಅಧುನವವನ್ನು ಹೆಗೆಕ್ಕು ಮತ್ತು ಪ್ರತಿಯಾಗಿ ಅಭವಾಗಿತೆಯ ವಿಶೇಶಗಳ ವಿಶ್ವಕ ಸಿಂಮಿತದಾಗಿದೆ; ಕೂಡಗು ಸುಕ್ತಿದ ಎಂದು ಸುಕ್ತ ಕೊಂಡಿಕು ಮತ್ತು ವೈಕಾರ್ಗಾಶ) ಕೀಣ ತುರಾತ್ಯಕವಾಗಿ ಆರುಕ್ತದ ಕೊಡುತಗಳು ಪ್ರಕ್ಷಗಳು ವಿಶ್ವರ ಸಿಂದಿತಗಳು (ಪ್ರಥಮಿತವಾಗಿ) ಕೊಂಡಿಕು ಸ್ಪೂರಾಡಿ ಮತ್ತು ವೈಡುವರುವು ಪ್ರಕ್ಷಗಳು (ಪ್ರಥಮಿತವಾಗಿ) ಕುರಾತ್ಯಕ ಕೊಡ್ಡ ಸಿಂದಿತುದಗಳು ಸುಕ್ತಿದ ಎಂದು ಕೊಡಲುಕು ಗ್ರಾಂಶ್ರಿ ಯುಮತ್ತ ತೊಡುವಗಳು ವಿಶ್ವಕ್ಕೆ ಎಡುವ ನಿತ್ರಗಳು ವಿಶ್ವಕ ಸಿಕಾರ್ತ ಕೊಡ್ಡ ಸಿಂದಿತುದಗೆ; ಕೂಡಗು ಸುಕ್ತಿನ ಎಂದು ಕೊಡಲಿಕು ಗ್ರಾಂಶ್ರಿ ಯುಮತ್ತ ತೂಪತೆಗಳು ವಿಶ್ವರಗಳು ವಿಶ್ವಕ ಆರುಕ್ತಗೆ ಕೊಡ್ಡ ಸಿಕುವುತಗಳು ಸುಕ್ತಗೆ ಎಂದು ফালেন (GCLF) gGs এবং dEs উভয়ের জনাই একই। এটা প্রত্রাশার বিপরীত- শতিশীল ঘর্ষণ বা বিশাল GCs, যদি না আদি GCLF পরিবর্তিত হয় botwoon gGs এবং dEs. GEs এর মধ্যে GCLF টার্কভার আদর্ভজনকভাবে পরিবর্তিত হয় sinal 0.05 mag, একটা নির্ভুন স্টাচার্ড রোমবাতি হিমানে তর us-caা রজন একটা ৫৫.০০০n.2019 cessilt (will GLK No তেশের অস্প্র বৈশিষ্টো তনোভানে দেখা যাজে: ছোট উজ্জ্বল নাল আছে নির্চারিয়াস GC-এর গতিশীল ঘর্ষণ দ্বারা গঠনের মধ্যে সাজ্ঞাকু পূর্ণ, এবং মুহার অজ্ঞান বাইন দুয়েনি যা একটি বিজুবা রাইনায় হারা পঠত মানে সামে বাং কে অম্বুদান হার্কমান সময়ের গঠনে গাওঁশীল বিবর্তনের ভূমিকা ভিই সিনি এর বৈশিষ্টা সিনেটম এবং তানের চাতা অস্ষ্ট থাকে।

- 2 -

বিষয় শিরোনাম: গ্লোবুলার ক্লাস্টার: সাধারণ — গ্যালাক্সি: তারা ক্লাস্টার — গ্যালাক্সি: গঠন

1. ভূমিকা

এট অমন্দৰ্থমানভাতে স্পষ্ট হতম যে শ্ৰেনসুলাৱ ব্লাস্টাৰ (GL) গুৰুত্বপূৰ্ণ গীমাৰদ্ধতা প্ৰদান কৰে যায়াপখেৰ তাৰকা গঠন অভ সমাবেশের ইতিহাগ GC-এর সাম্প্রতিক স্পেকট্রিয়ে শ্লিপিক চাচারের স্বুয়ান্ডতা ব্রাগন করে যায়াপথের তারকা গঠন উদ্য এবে বি এই এটে) নির্দেশ করে যে তারার গঠনের কর জংগ উচ্চ মানের পরিবেশে ফুনানাচুলকারে উচ্চ ব্রেকি (Z 2) যেইটেন (পরিবেশতা ইমানে যেখা করে খালার্ছী হার বে এতে, চক্ত PG C ভালাগে জিলে বি উচ্চ ব্যাগনে উচ্চ ব্রেকি (Z 2) যেইটেন (পরিবেশতা ইমানে যেখা করে খালার্ছী হার বে এতে, চক্ত PG C ভালাগে জিলে বে তে গোর ২৫ প্রতিয়া এবং এ), 2005। এই প্রশায়কার্জন বি মানাচ মানের নির্দালয়ে ব্যাগনি ব্যাগনে বে তে সোনা করে বি ব্যাগনে বে বি প্রে পরিচালি করে উপসংযেরে ব বি মানাজ মরের বিজ্ঞান কোনিতান ক্ষেত্রাকার বি প্রাগনি হার্চি কেন্দ্র বে যে ব্যাগর প্রধান পর্টু পুরানে GC উপ কালসংযার কারণ: বাতু-মানিয় বি এবং ধাব্য সন্দুর্ছ (লাস)। দ এই ভূতাবলির মানসংযা সেটা পানারিয় আলো মা মে সম্পর্ভুল (লারান মত আন ময়, 2001, বিট্টার, ব্রাচি, এবং বেচর্গ 2004: এহাড়াও পেনুন পালার, বি কেন্দ্র মেনা সমে পান স্বর্জু বিজ্ঞান কেন্দ্র মেনা, 2016, ব্রাহার, ব্রাচি, ব্রাবং কেন্দ্র মেন্দ্র মানে স্কুল্র (লারান ম্যার বি ক্লার্জা মুন্দ্র মানে ব্যাগ্য বাদ্ধর মারে সম্বর্জ বোর্গা হার্ট করা ব্যাগরে হার্চান করে বিজ্ঞান ক্রান্দ্র বিজ্ঞান মান্দ্র মানে স্বাগ্য সাংগ্র বি ক্লাব্য ব্যাগার বি ব্যাগর মে বা স্বাগ সম্বর্জুন (লারান মত আন ব্যাগ্র সাংস্কার্জা বে ব্যাগার ব্যাগ্র হার্বান সাংগ্র মান্দ্র বাবে সাংগ্র বে ন্দ্র বি ব্যাগ্য মার সাংগ্র মান্দ্র বি ক্রান্দ্র বি বান্দ্র ব্যাগ্য মান ব্য বান্দ্র বাব্য সাংগ্র বান্দ্র বাব্য সাংগ্রাণ করে বান্দ্র ব্যাগ্য বার্চা ব্য বান্দ্র ব্যাগ্য বান্দ্র বাব্য বাব্য বাব্য বান্দ্র বাব্য বান্দ্র বাব্য সাংগ্র বান্দ্র ব্রাাল সাংগ্র বান্দ্র বান্দ্র ব্রান্দ্র বাব্য বান্দ্র বান্দ্র বাব্য বান্দ্র বাব্য বান্দ্র বাব্য বাব্য বাব্য বান্দ্র বাব্য বাব্য বাব্য বান্দ্র বান্দ্র বাব্য বান্দ্র বাব্য বান্দ্র বাব্য বান্দ্র বাব্য বাব্য বান্দ্র বাব্য বান্দ্র বাব্য বান্দ্র বাব্য বাব্য বাব্য বান্দ্র বান্দ্র বাব্য বাব্য বাব্য বান্দ্র বাদ্র বাব্য বাব্য বাব্য বাদ্র বাদ্র বাব্য বান্দ্র বাব্য বাব্য বাব্য বান্দ্র বাব্য বান্দ্র বাব্য বাব্য বাদ্য বাদ্য বান্দ্র বাব্য বাব্

অতি সাম্প্ৰতিক। উপস্থবানাৰে GC সিংস্টেনৰ ফটোমেট্ৰিক ঠাছিজ ওয়াইছ কিব্ৰুজ ব্যবহাৰ কৰেছে এবং হাৰল শ্পেস টেলিয়েলে (I+ST) দালগৈৰি কামেনা 2 (WFPC2)। তুম্পনায় প্ৰাউড-চিবিক ইমেজি, এই কৌশদটি ফটোমেট্ৰিক নিষ্টুলেন বু এইএমেটি অধ্যয়মে মায় ডেডিলই মেজিৰ মেডাই পৰ্যক এ Luon. ৰাইবিক-চিবিংৰ বু এই এইএমেটি অধ্যয়মে মায় ডেডিলই মেজিৰ মেহাৰ কৰে নাজাৰিক্স হাল লাক্ষন এ কৰ আলা (2001) এবং কুছু ও হাইটমোৱ (2001) এই গৰেকায়া তেনেৰ মহাৰ কৰে নাজাৰিক্স হাল পৰ্যৱ এ জালে ৰাইবিক-চিবিংৰ বু এই এইএমেটি অধ্যয়মে মায় ডেডিলই মেজিৰ মেহাৰ কৰে নাজাৰিক্স হাল পৰ্যৱ এ জালে ৰাইবিমাজলিনি পণ্ডাৰ পেছে উজ্জলতা উপস্থান হাজ নাজনে নাজাৰ ছায়াপৰে (মি পৰ্যৱ প্ৰাৰাটৰ) বাইমোজলিনি পণ্ডাৰ পোছে উজ্জলতা উপস্থান হাজ। কোনো কো লা-নাৰমেল GC লুমিনোচিনীট ফাংশন (GCLE) আমাৰ – 7.4-এ একটি শিশৰ সহা ভবে জিনি! বামন ক্লিপটিকাল (dEs) এই নিটমৈ বেশি দ্বামণভাবে বোৰা যায়, 'বৰেন পৰ্যন্ত বৃহু হাটে গ্ৰে জী মেজে বাধা কো বাও ফকামেন্ডে বিজাৰ্বিউতাৰে আলোকসজ্জা নিতৰণা এই প্ৰথমিক লাজেৰ পৰাদাৰ্গনিক মধ্য এনটা সন্ধৰ্ক ব্যয়েড-পালাৰ্গন্ধ ইটমানে নাটি হাসেৰ সংগ লৈ নিটি জোনোৰে, তি পৃৰ্যু হ নাহা নিৰ্দাৰ কিল বিজাৰ্বিউতাৰে আলোকসজ্জা নিতৰণা এই প্ৰথমিক লাজেৰ পৰাদাৰ্গনিক মেনে এনটা সন্ধৰ্ক ব্যয়েড-সালাৰ্গন্ধ ইটমানে নাৰ্গনি হাসেক সংগ লৈ নিটি ছেনেকোৰ্জি, হাস্তা, ক্লাৰ্টা বিজনি কি ব্যে এনট সন্ধ কয়েড-

Figure 11: Page-level translation examples demonstrating Kannada (left) and Bengali (right) translations.

- 2 -

പാഗിഷൻ (GTL 7) ഇട പാർഷ്യം 1 പ്രേകികളെ ആദ്യോണ്. ഇട്ടർ പ്രാമിക്ഷിച്ചനിന് വിരുദ്ധമാണ്. പ്രൈഷാഡിയൽ GTL 7 ന്യാനായപ്രാന്നർല്ലെൽൽ, ഷംനാതമം ഘർഷണം തെല്ലേയിൽ വലിയ 62 പർ ബാപ്പുൺ എല്ലെക്കും വിരുള്ളം, 21 പോർഷായിൽ GTL നിന്നുനാല് അതിക്കിപ്പിക്കുന്ന തിയിൽ ന്യാനാസപ്രെടുന്നു സിനാൽ 105 മാഗ്, എന്റമായ സ്റ്റാൽഡെയ് വായേക്കിയിയായി തയിൽറ്റ് പ്രോമിയെ പ്രോമിന്നെ പ്രോമിയ നിന്നും 20 പ്രാമിയെ നിന്നും 20 പ്രോമിയിൽ മാർത്തി കാന്നപ്പെന്നെ പ്രോമിയും നിന്നും നിന്നും മാന്നായകം ഘർഷണം മുമുള്ള പ്രെപ്പിക്കാനുമായി പോയുടെ പ്രോത്തംകുന്നത്തെല്ലെന്നെ മാന്തായം നിന്നും മുമായും പേറിയ കാഹിക്കുന്നെ പ്രവിയെയന്നെ പ്രവിയെന്നെ പ്രതിയെ നിന്നും നിന്നും നിന്നും നിന്നും നിന്നും നിന്നും നിന്നും നിന്നും പ്രവിയ കാന്നിന്റെ പ്രാപ്പും പ്രോത്തംമുന്ന അനും വിന്നോത്തിൽ പ്രോമിയെ പ്രോമിയും പ്രോമി കാറ് നിന്നർയന്നെ പ്രവിയോഗ് കാര്യമായിക്കുന്ന പ്രിനികളിൽ നിന്നുള്ള ആരാമി.

വിഷയ തലക്കെട്ടുകൾ: ഗോളാകൃതിയിലുള്ള ക്ലസ്റ്ററുകൾ: പൊതുവായ — ഗാലക്സികൾ: നക്ഷത്രസമൂഹങ്ങൾ — ഗാലക്സികൾ: രൂപീകരണം

1. ആമുഖം

ളുമ്പെയാർ ക്ല്ലോഴുംഗർ (ജിനികൾ)) പ്രധാന നില്പത്തങ്ങൾ നാഗ്നാനം ചെല്ലാന്തായി കുറ്റേൽ വ്യക്തമാണ്. തോപ്രത്നെല്ലാന അല്പം സൂപ്പെക്കാന് നോഗമാണികൾ (മു. Strater et al. 2005) നക്ഷെ സുപ്പിക്കാണിൽ നി തിരുന്നവും സുപ്പിപ്പിന്റെ സാമേണികൾ (മു. Strater et al. 2005) നക്ഷെ സുപ്പിക്കാണിൽ മിനോസും സുപ്പിപ്പിന്റെ സാമേണികൾ ന്നെ പെല്പി കൾ വിളില് (2) മുഷൻ സസുംബംഗ്ലം മാക്കികാണിൽ മിനോസും സുപ്പിപ്പിന്റെ നാര്യാന് മുടെന്നും പെല്ലാന്ത്രം മുണ്ടിന്റെ മാന്ത്രാണ് പോല് മോണ് നേറ്റ് മുറെയാണ് പോല്പിന്റെ മാന്ത്രം മുള്ളം ചെയ്യാന്ത്രം മുണ്ടിന്നെ മാന്ത്രം മുണ്ടിന്നെ പോല് മാന്ത്രം മുണ്ടാന് നാര്യാന് നിരുന്നം പ്രാമേിക്കാൽ ലെന്നോന് സാമേഹ് വിള്ളം മാന്ത്രം മുണ്ട്. മിന്തെന്നെ പോല് മാന്ത്രം മുണ്ട് പ്രത്യം മുണ്ട് നിൽ മാന്ത്രം മുണ്ടാന് സാമേഹ്മിന്റെ മുംബംഗ് വാര്യാന്ത്രി മിനോന്താന് നിനമനം പ്രാമേിക്കാൽ ലെന്നാന് നിനമനം പ്രാമേികായി ലെ പോല് മോണം മുഞ്ഞം വാര്മൻ മുൺനാന്തിലുമേൽ ബന്ധം പ്രിമിക്കുന്നു (മന്തര് et al. 2005, Strater, ബാദ്ധി, മ കോർബ്ന്) 2004: പ്രാളിക്കുന്നത് മന്ത്രം പ്രാമൻ നിനമനം പ്രാമേിക്കായി ലെ പോല് മാന്ത്രം പ്രാമേർണ്ട്.

എറ്റവും പൂതിയത്. ദിംഘപുത്തോകൃതിയില്ലെങ്ങ ജീസി സിസ്റ്റങ്ങളുടെ പോയടുമെടുകയ്, എന്നുംപുതിയത്, പോയിം പോയിം പായിം പായി പായിം പായി പായിം പായി പോയിം പാ - 2

કુંદશા (GCL) લુક્ક એને ઉદ્દ અને માટે સમયન છે. આ અપેસાથી વિરુદ્ધ છે. ગતિશીલ ભાંધ અથવા વિશાળ GCs, સિવાસ કે આદિકાળનું GCLF મદલાસ ઇન્ડાપ્બાવ્ળ લુક્ક એને લાંક, હુદક પેકી GCLF ટર્નઓવર આસ્ટાર્ચાબક રીતે ખદલાસ છે કાનાવા OGS mag, એક ચેક્કસ પ્રમાણભૂન મીવાનની તરીકે તેના usc માટે એક accomaging resmit. (આં OELNs તેમના અસ્પર- ગુશામાંમાં ભાનેકાદ પંચાય છે. નાના તે જરેલી (ભાદ લોક છે લે દડન કા ગઢનોનોક લાર્ખ વાણ સરાત્માં આ સે સુરોતને ગુરૂદ્ધ) એને મેટા ચક્કર બાઇન ન્યુલેઇ જે લોડી કોઈ- સાથે વિસર્ખ પ્રક્રિયા દૂદ્ધ રાચ્યેલ કોવાનું વણામ છે. Gcs તરફથી વૃશ્ચ્યુરન ત્વેમન સમયમાં આકાર આપવામ ંગ્રેનિયી હિલ્કોનિની ભૂમિકા ડીઇ સીસીના ગુશામાં!

વિષય શીર્ષકો: ગ્લોખ્યુલર કલસ્ટરો: સામાન્ય — તારાવિશ્વો: સ્ટાર કલસ્ટરો — તારાવિશ્વો: રચના

1. પરિચય

તે લાતુને વધુ સ્પષ્ટ થઈ શું છે કે ઓઅવુલર કલરશતે (GC3) પર મહત્વપૂર્ણ અલરોધો પ્રાતા કરે છે તાસવિશ્વોની રચના ઓક એએઅલી વિનિશ્વર માં GC4 ના ભારેશન્સ એરબુટ્રે એકીએ કસ્ટેન્ડિસ્સ વિશાળ કલીં-પ્રાક્શનો તારાવિશ્વો (સ્ટુ. Strader et al. 2005 મુશ્વે છે કે માં CG5 ના ભારેશનો માં આવે બાબ લિયા વાનાવાળા વાલાવાઓ માં આવા લી બેસ્ટી કરીજર (ર. 2.2 પર થાય છે (શેમ કે પાંતારથી)ય દાના અને એનેશની માં કડીશો, નાના જીતીને આપૂર્ણક ઉત્તના થઈ શકે છે, ક્લાર મ્ટારા હતા, 3005 મુશ્વે છે કે માં છે કે આ કરી છે. વાલ્યો એજીમી-અસ્ટાના અને ગેલેક્સી માં કડીશો, નાના જીતીને આપૂર્ણક ઉત્તના થઈ શકે છે, કલ્પ મ્ટારા હતા, 3005 માં આ મોટાઓનની, નજીતની પહેલની વારાવે શિવ્યું એક છે કે બાબ તે જે ત્યું (દ. પેચ લગ્તને શક્તરો: ધાડૂ -ઝરીખ (વાલાળી) અને ધાતુથી મોટાભારની, નજીતની પહેલની વારાવે શેવ્ય એ એલ્સ વે બે જૂની ઉદ પેચ લગ્તને કારણે: ધાડૂ -ઝરીખ (વાલાળી) અને ધાતુથી અતુલ (લાલ્ડ) આ આ ભારેને વાડને શાવ્ય આગે ગેલેલ્સ વિનેશનિર્ધી અને સંબંધ ધારાવે છે લાસને છે ક્લર 2001 સ્ટેક્સ બેડી, અને ફોર્બર 2004 હેટ્સ, મિલર, અને કર્યુલન 2004 ડવર્ટ્સ માને પાલ છુઓ).

સૌથી તાજેતરનું, લંખગોળમાં GC સિરમાંના ફોટોમેટ્રિક સ્ટે-લીઝે લાઇં ડ ફિક્લડનો ઉપયોગ કર્યો છે અને દબલ સ્પેસ ટેલિકલેપ (HST) પર પ્લાંકટરી કેમેરા 2 (WFPC2). ની સરખામાળીમાં ગ્રાઉન- આધારિત ઇમેલિંગ, આ વ્યૂણરચના ફોટોમેટ્રિક યોકસાઈ મેળતે છે અને ચુહતાઇઝ ફરે છે નાના અવકાશી કવરેલા ખારેં, પારંગિક પ્રકારનાં મોટા HST આવાસોમાં ડીએપ છે થીઝેનો છે પારંગ કરવી ગેલિકિસ્સ લાલંમ છે એક સાળ છે. (2001 અને કેતુ ક્રેઝ ટેલ્ડ CdDપેસ (2001) આ અભ્યાસોએ તેમની વાણી સંખ્યત ગેલેક્સીએમાં બાયમોરેલિટી ગોધી કાઢી છે (નીસ સુધી વિત્સરેલી-વ્યુમિનોલિટી લંબગોળ) અને છગભગ nniform લોગ-નોમંલ GC લ્યુમિનોસિટી ફેક્સમ (GLL E) મારા --7.4 પર ટોચ ચોર. બે કો. ડ્યુસી વાનન ક્લિપિટકલ (લઇક ની સિરમો વધુ છે ખરબ તે સે આજશું, આંજ શુધીના મોટા માડ સર્વેલાણે (મુખ્યતે 2 નગા અને ઇનેઝિમ) Decn પ્રમાણામાં છી જો પ્રેપણે દોમેલિંગ શુધી માર્ચીલર, આનાથી રંગના આચાસને બાંકાન રાખવામાં આવ્યો અને ઉઝાનો અને વિત્સાર આ પારંગિક કાર્યાન શુધ્ધમાં એક સહસાંબ છે - ગેલેકસી શુમિનોસિટીમાં ઘટાડો સાથે ચોક્કસ આવર્તન (5) ભ્રારવામી સ્થિત

Figure 12: Page-level translation examples showing Malayalam (left) and Gujarati (right) translations.

पंजयल (GCLF) gEs आणि dEs दोन्हींसाठी समान आहे, हे अपेक्षेया लिरुद्ध आहे. डायनीयिक्स पर्षण किंवा परंष GCs, जोपर्यंत आसि GCLF बरहतन नाली तोभर्यंत botwoon gEs आणि dEs. gEs मध्य GCLF उतरावात आधर्षव्यत्वरूपणे बदलते sinal 0.05 mag, एक अपूछ मानक नेणवत्ती सुपून त्याच्या usz साठी caconologing result. (viii) dE.Ns त्यांच्या अरबर युण्यामीम्प्रो मनीक सिराता. तहान वायनवाद ताल असतात GCS या डाग्तानीम्वल पर्षणनो नेयार होण्याती सुसात बेढक, आणि मोठे मेंगे मोठे बेहोन नाइलें जी सिराता क्राज्य विजय्र वार्डी प्रार्थी क्राय्त्र प्रार्थी क्राय्ति सिराता क्रान्त व्यवन्य त्रार्थे नो बोध्या प्रार्थाना वियटनीक्री क्राय्त्रिय संपत्न होणवत्ती सिराते देवरू, आणि मोठे बेहोज. वेयवाम्यो मोरशील उठकंतीची भूमिक, वर्तमानकाळ डीई सीसीचे गुण्यमी प्रणाली आणि त्यांचे काक

-2

विषय शीर्षक: गोलाकार क्लस्टर्स: सामान्य — आकाशगंगा: तारे क्लस्टर — आकाशगंगा: निर्मिती

1. परिचय

हे वाडरगा प्रमणात स्पष्ट होत आहे की ल्लेबुहार कर्ल्स्टर्न (GCs) वर महत्वपूर्ण मर्याव देतात आकाधगंगंचा तारा निर्मिती औड असेंबली इतिहास, मध्ये GCs चे अलीकडील स्पेल्ट्रोबकी पर टेडिक्स मोठवा प्रमाणात काली-प्रकार आकाशगंगा (Lg., Strader ef al., 2005) धुषित करतात की नोठवा प्रमाणात ताता निर्मिती ज्या प्रसोचया वातासरणात (rurioromenti alegra) तुलेनी पर खेराकिए (22 2) वेरे उद्धर्श प्रमाणात ताता निर्मिती अंध प्रसोचया वातासरणात (rurioromenti ale तुलेक), तुल्करणा प्रे क्रिलिए (22 2) वेरे उद्धर्श प्रमाणात क्रिसिति अध्यापता बहीता देत कर्लज ओण है) तेर काले तुलेक, जराउल्या प्रां अकाशमांगांग्ये किंग्रेस्ट रांगते किंग्रल होजी अता निकर्म प्रमुखाने वेन जुल्या GC प्रस्नेकस्प्रेख्ये, प्रांतुमगैत (निळ) आणि मतु-सीमंत (तल), या शिवरांगी पहुकले परमान आकाशांग प्रकामानानी संगीस कोरते (न्तर्मर पर पर, 2001, दुईदर ईडी, आणि प्रोर्ब्स 2004: dwarts साठी Lotz, Miller, आणि Ferguson 2004 देखील पड़ा).

सर्वात अलीकडीन, लंबवर्तुव्वावरांगधैल GC प्रणालीच्या फोटोमेट्रिक स्टेडीजने वाइड मिलस्तवभा वासर केला आहे आणि इबल सेश्वर टेसीस्वोध (HST) वर रवीस्टरी केंमेत 2 (WFPC2), ज्या तुलनेन प्राइंड सेखड झोजिंग, ही रणनीसी घोटोमेट्रिक अब्बुरता क्रिव्यते और बोट्युजेन- लहान अवकार्वशा कबरूरोज थ्या खार्थहर. प्रारंगिक-प्रवारच्या मेठा अध्यातांकी डीमोध्र मुर्वेशित्वा बारा स्टरणांन्ये आकारगंगा सार्वात एम उस्त. (2001) जावि केंडु आणि हिट्रार्थर (2001) या अध्यातांकी डोमोध्र मुर्वेशित्वा बारा स्टरणांन्ये आकारगंगा सार्वात एम उस्त. (2012) जावि केंडु आणि हिट्रार्थत (2011) या अध्यातांकी डोमोध्र प्रवार्थ अनेक नामूना आकारगंगासार्य दियोडीलेनी आवडून आती (मितनोत्पर्व सिवातिन- लूमिनॉसिटी संबद्धांवायांग्रे यो अप्रि जावजलब्दा निर्धान संत्रीत बाहेट वाईट पंत्रवर्श (GCLE) माय - -7.4 प्र्या शिवस्तास्त ताधीर, जीसी (Lavard Lipitcias) (GSL) वे सिटरमा जात आहेत बाईट समझले, 'आजपर्यताच्या मोठ्या HST संबैंडणांगप्रेय (प्रायुव्याने रूप्ता आणी घोरंतेका) becn तुलनेने उपक्र निर्धार दुनीजोनपुरी सर्यारित, व्याशितिस, अध्यात्र धांत्री आणि त्यात्वीस्तार प्रवास (GSL) यो सिटरमा जातन आहेत बाईट समझले, 'आजपर्यताच्या मोठ्या HST संबैंडणांगप्ते (प्रायुव्याने रूप्ता आणी घोरंतेका) becn तुलनेने उपक्र निर्धार दुनीजोजपुरी सायिति, याप्ने ती प्रा अत्यात्र धांत्री आणि त्यात्वीस्तर प्रवास सिल्ज सातत. यारंतिक क्राय्या युव्यानी प्रिय सारसंबंध आहे- कारी द - 2 -

విషయ శీర్షికలు: గోటులర్ క్లస్టర్లు: జనరల్ — గెలాక్సీలు: స్కార్ క్లస్టర్లు — గెలాక్సీలు: ఏర్పాటు

1. పరిచయం

గ్లో ఉందే క్రషర్లో జీటింబ ముఖ్యమైన పరిపితుడు ఉందిన్నప్పాయని స్పష్టంగా తెలుస్తుంది గెడాశ్రీల యొక్క స్టార్ ఫార్ఫ్ మర్ ఉంది. అసెంబ్రీ క్రాషర్లో CGC యొక్క జీటిపి స్పార్ట్ స్పోషిక్ స్పాదిక్క లైల్ క్రాషలు గాత్రిశులు (CG, స్పార్టి స్ ఫ్ తర్, 2005) పక్రుణాల దిక్రాణంలో మెట్లు ఫారం అని పడాటిస్త్రమ్మాయి సావీట్లో రాశ్రీ కర్షిక్రింగ్ (CZ) (CG లేస్కు తర్గిమర్లు) పరిపోటాలో కొటారికటంగా) పంటివిందింది సాధిక పరుణి గాతికి ప్రదిశాతి కి పోటాలో, దర్శ CGC లేస్కు తర్మమర్లు Sco Prine et అరే, 2005క). ఈ తర్వేజులు విధ్రాంతో పరితి వ్రీత్రికు పరిస్పర్లు చేటుకారికి పరుణు రాత కుటారిశి అమెటిఫిట్రు దారికు, కుటిందలి దారుకు విశార్తి సరిపోటి వ్రీత్రికులు పరిస్పర్లు చేటారికి మరుణు రాత కుటారిశి అమెటిఫిట్లు దారికు, కుటిందలిగా దూరిస్ గాత్రీండా కి కుల విధ్రిస్తు మరుణు వైత్ విధారంగా చెందు పొత్త CC కుటు వాధా కారిపుడు కారికి సారికులు దార్కన్ ఎఫ్ అర్, 2001, స్టాట్, కారీ, & ఫోర్ట్ 2004: రాఫ్స్లోకో వారికి, పైలక్ ది విధున్ 2004 కూడా దారికింది.

అక్కుత జరీవరికి. పెర్మికర్,లోని చికి సిక్షమ్లం ఫోలో పెట్టిక్ ప్రదీటు వైక్ సిక్టరు ఉనచాగించాలు మరుదు సాబర్ స్కేస్ జెరిస్ 145171 పై స్పెట్టిక్ మెలా 2104FPC21. లో లోనిక్ గ్రా.డి కేస్త్ర మమన, ఈ ప్రాటం ఫోలో మిల్లో లక్షితార్స్, ఫోలడులకు పెటయి జుస్తాన్ మేర్పెంట్ గుర్తి, పోలేకి కువకే ఉచ్చల్లో సాదంళకం యొక్క పెద్ద HST అధ్యమాలలో డివాప్ మేటంగిని ఉచచారం గెంశ్ స్ట్రీ, లార్, స్ ప్ కం లార్, స్ పెళ్ తార్ (2001) ఈ అధ్యమాలా లో జిరు మరుదు జుస్తాగా సాద్వించి ప్రదిశ్ర కురి. 2001) ఈ అధ్యమాలా లో జిరు మరుదు జుస్తాగా సాద్వించి ప్రదిశారం ప్రదిశ్ర కురించి ప్రదిశ్ర కిల్లాంలో ఉంది. ఈ పరిశ్ర స్పెట్ లేందు మరుదు పోరావ్స్ కిలిగింగా సోవర్లం దర్శకులు అర్థం పదుకోదిని, అధ్య పారి స్పరి వరకు పెర్టి HST స్పెట (జర్గింప్ల) అరిగింగి అరిగించి పరిశులు మరుదు పోరావ్స్) రిలగు సావర్లం సుధుక సదారా ఆర్థం పదుకోటిను, అధిక పరిశు పెర్టి HST స్పెటు (జర్గింపు సాదిశంలో) జరిగు అద్దుయాగ్ని, గోలించిందు మరుడు భాశార పెంటికి మరాయిం తెయించింది. అది రంగు యుర్త ఆర్మయాగ్ని, గోలించిందు మరుడు భాశార పెంటికి మరాయిం చేయికు రుటుం చేయిందింది. ఆరి రంగు యుర్త ఆర్మయాగ్ని, గోలించిందు పరివి సురురోలం, ఒక్తి పోటింగి

Figure 13: Page-level translation examples demonstrating Marathi (left) and Telugu (right) translations.

- 2 -

ରାସ୍ୟ (GCLP) ତରଣ ପ୍ରଟି ଏବଂ ଏହି ପାଇଁ ସମହା । ଏହା ଅଖା ବିପରାବ ଭୂମିରେ । ପ୍ରାୟ ପିଷ୍ପ ସୃକ୍ଷ ଭୁବିଶ କାର୍ଯ୍ୟ (GCLP) ତରଣ ପ୍ରଟି ଏବଂ ଏହି ପାଇଁ ସେହା ସେହୁ ସେହା ସେହି କାର୍ଯ୍ୟ କାର କାର୍ଯ୍ୟ କାର୍ଯ୍ୟକାର୍ଯ୍ୟ କାର୍ଯ୍ୟ କାର୍ମ୍ୟ କାର୍ଯ୍ୟ କାର୍ଯ୍ୟ କାର୍ଯ୍ୟ କାର୍ଯ୍ୟ କାର୍ଯ୍ୟ କାର୍ଯ୍ୟ କୋର୍ଯ୍ୟ କାର୍ଯ୍ୟ କାର୍ଯ୍ୟ କାର୍ଯ୍ୟ କାର୍ଯ୍ୟ କାର୍ଯ୍ୟକାର୍ଯ୍ୟ କାର୍ଯ୍ୟ କ

ବିଷୟ ଶିରୋନାମା: ଗ୍ଲୋବୁଲାର କ୍ଲଷ୍ଟର: ସାଧାରଣ 🛛 ଗ୍ୟାଲେଳ୍ପି: ତାରକା କ୍ଲଷ୍ଟର 🛛 ଗ୍ୟାଲେଳ୍ପି: ଗଠନ

1 ପରିଚୟ

ସମୁନିକ ଏଲିପାସିକାର୍ଗରେ ସିରି ସିଶ୍ୱାସର ସେମନମେନ୍ତି କୁ ଏଣ୍ଡିକ ଖରଜ ଦିନ୍ଦ୍ର କେବାର କରିଛି । ଏବଂ ହଦର ଗ୍ରେସ୍ କୌରସ୍ୱା (LFT) ରେ ସୁନ୍ଧିକରି ଅନେମାର 2 (MFPCI) । ସିବି ଦୁଲବା ଗୁଜଣ । ଅଧାରିତ ରେମିନିକ୍କ ଏବି ସମ୍ମସୀୟୁକ୍କ କୌରସ୍ୱା (LFT) ରେ ସୁନ୍ଧିକରି ଅନ୍ତର ଅନ୍ତର୍ଭା କେତାରୁ କେତାରୁ ସେହୁ ସାହାନ୍ତିକ କେତାରୁ କରିବା ପ୍ରାରମିକ ପୁନ୍ଧାରେ ଅଗରେ କେତାରୁ ଅନ୍ତର୍ଭ୍ଦି କେହାରୁ ଅନ୍ତର୍ଭ୍ଦି କେତା କେତାରୁ ଅନ୍ତିକ ବେତାରେ କୁର୍ଯ୍ଦିତ (ମଧା) ଏବଂ ସୁକ୍ଳ ଏକ୍ଟିରମାର (LTT) କେ ଏଣ୍ଡୁରମାହୁ ମାସନ୍ତିକ କେତା କେତ୍ରାରୁ ସାନ୍ତର୍ଭ୍ଦିକ ହେଇ (ମିରୁନ୍ତ ବିସ୍ତିର । ସନ୍ତ୍ରନାବ ଏକିରମାରୁ ଅନ୍ତର୍କ୍ତ ସେନ୍ତର୍ଗ୍ଦିକ ସେତ୍ରା କେତ୍ରା ସେହିରମା ସେନ୍ତର୍ଭ୍ୱରେ ପାଇନେ (ମିରୁନ୍ତ ବିସ୍ତିର । ସନ୍ତ୍ରନେଏ ଏକିରମାରୁ ଏକଂ ପ୍ରାସ ଏକ ନେତ୍ରୀ କେତ୍ରା ସାନ୍ତର୍ଗ୍ଦିକ ସେନ୍ତିକ ସେଥିବେ ପାଇନେ (ମିରୁନ୍ତ ବିସ୍ତିର । ସନ୍ତ୍ରନେଏ ଏକିରମାରୁ ଏକଂ ପ୍ରାସ ଏକ ନେତ୍ରୀ କେତ୍ରା ସେହା ସନ୍ତର୍ଗ ସେହା କୁ । କାମ୍ନା ଅନ୍ତି ସହିରେ ସେନ୍ତି (CLE) । ସମ୍ଭ ଦେ କଥା ଅଧାରକ ବିତ । ସେମି, CLT ବିସ୍ତିର ସୁକ୍ରେ ସହିରା । ଏହି ସେନ୍ତି ସେହା ସନ୍ତ । ସେହା ସାନ୍ତର କଳା କେତ୍ର ଅଧାରକ କରିତ । ସେମି, CLT ବିସ୍ତି ସୁକ୍ର ସେହା କରା କୋଳ୍ଡ । ଏହି ପ୍ରାରମିକ କୋଳିକରେ ସାନିତ୍ର କଳା କେତ୍ର ଅଧାରକ କରିତ । ସେମି, CLT କାରେ କେତେ କେତ୍ରମେକ ସେହା । ଏହି ପାଇନିକ ବାର୍ଯ୍ୟର ପ କାରଣ କରା କରା କାନ୍ତର୍ଭ୍ତି । ସାରକର କଳା କଣ କାନ୍ତ୍ର ସାହାର ସହି । ସେହି ନେରିସ୍ତ ପ୍ରିକେଣ୍ଡି (SI) କୃତ୍ତି, ଏହି । କରେ ଆରା ସାହାର ସେ ସେମାଣ ମଧ୍ୟରେ କ ସନ୍ତ୍ର । ସାଲାନ୍ତ୍ର ଅନିନେରରି ସ୍ଥାର ସହିତ ନିର୍ସ୍ତ ସୁକେଣ୍ଡି (SI) କୁଡି, ଏକ ତିକୋଟେମ । ਕੰਸ਼ਨ (GCLF) ਰੁEs ਅਤੇ dEs ਦੋਵਾਂ ਲਈ ਇੱਕੇ ਜਿਹਾ ਹੈ। ਇਹ ਉਮੀਦ ਦੇ ਉਸਟ ਹੈ- ਗਤੀਸ਼ੀਲ ਰਗੜ ਜਾਂ ਵਿਸਾਲ GCs ਦੀਅ ਸਾਬਿਲੀਆ, ਜਦੋਂ ਤੱਕ ਕਿ ਪ੍ਰੇਸ਼ਾਲਾ GCLF ਵੱਖਰਾ ਨਹੀਂ ਉੱਦਾ ਬੇਕਦੂਨ ਹੁEs ਅਤੇ dEs. ਹੁEs ਵਿੱਚ GCLF ਟਰਨਵਿੱਚ ਇੱਕੇ ਰਾਹੇਨਾਨਗੜ ਪ੍ਰੀ ਵਿੱਚ ਸਾਵਦਾ ਦੀ ਤੇ ਹੇਜ਼ਗੀ 0.05 ਨਾਲ ਉੱਕਿ ਸਰੱਸ ਮੰਤਰ ਵਿਸ਼ਾਲ ਨਿਸੀਲੀ ਦੇ ਸੂਪ ਵਿੱਚ ਇਸਦੇ ਪਤਨ ਲਈ ਇੱਕ caconraging result. (viii) dE.Ns ਆਪਣੇ ਅਸਪਸ਼ਟ ਗੁਟਾਂ ਵਿੱਚ ਤਨੇਡਲ ਵਿਆਈ ਵਿੱਚੋਂ ਹਨ. ਛੋਟੇ ਬਾਜ਼ਵਾਰ ਸਾਲ ਪੁੱਦੇ ਹਨ ਨਿਊਪਟੀਆਨ GCs ਦੇ ਡਾਓਨੀਨਿਆਂ ਵਾਰਾਂ ਰਾਨ ਰਾਨ ਨਾਲ ਵਿਸ਼ਾਰਾ, ਅਤੇ ਵੱਡ ਹੇਸ਼ ਬਾਲਟ ਹੁਵੇਸ਼ ਕਿ ਬੇ ਬ੍ਰੇ ਜੇ ਨੇ ਕੇ ਪ੍ਰੇ-ਨਾਲ ਇੱਕ ਵਿਪਰਸ਼ੀਸ਼ ਦੁਸ਼ਿਆਂ ਹਨਾ ਬਣਾਈ ਗਈ ਪ੍ਰਤੀਤ ਹੁੰਦੀ ਹੈ GCS ਡੋ ਸ਼ਰਾਸਾਲੀ ਅਜੋਕੇ ਸਨੂੰ ਨਿਆਕਰ ਦੇ ਵਿੱਚ ਰਤੀਸ਼ੀਲ ਵਿਕਾ ਦੀ ਭੂਮਿਕਾ ਡੀ

ਵਿਸ਼ਾ ਸਿਰਲੇਖ: ਗਲੋਬਲਰ ਕਲੱਸਟਰ: ਆਮ — ਗਲੈਕਸੀਆਂ: ਤਾਰਾ ਸਮੂਹ — ਗਲੈਕਸੀਆਂ: ਗਠਨ

1. ਜਾਣ-ਪਛਾਣ

ਇਹ ਤੇਜ਼ੀ ਨਾਲ ਸਪੱਸ਼ਟ ਹੋ ਰਿਹਾ ਹੈ ਕਿ ਗਲੋਬੂਲਰ ਕਲੱਸਟਰ (GCS) ਮਹੱਤਵਪੂਰਨ ਰੁਕਾਵਟਾਂ ਪੇਸ਼ ਕਰਦੇ ਹਨ ਗਲੈਕਸੀਆਂ ਦੇ ਤਾਰਾ ਗਠਨ ਮੌਕ ਅਸਿਲੀ ਇਤਿਸਾਸ ਵਿੱਚ GCS ਦੇ ਹਾਲੀਆ ਸਪੈਕਟਰੇਸ਼ਬੇਪਿਕ ਸਟੈਫਿਸਸ ਵਿਸ਼ਾਲ ਕਾਰਮੀ-ਰਿਸਸ ਦੀ ਅੱਚ ਗਣੇਸ਼ਗੀਆਂ (G_S, Strader et al. 2005) ਵਰਸਾਉਂਦਿਸਾਂ ਨਾ ਕਿ ਭਾਰੀਆਂ ਦੇ ਕਰਨਾ ਦਾ ਛਾਂ ਹੱਸਿ ਉੱਪਰਾਣਤਾ ਵਾਲੇ ਵਾਭਾਵਟਾ ਵਿੱਚ ਮੁਕਾਬਤਨ ਉੱਚ ਰੈਡੀਸ਼ਟ (2.2.2) 'ਤੇ ਵਾਪਰਿਆ (ਜਿਵੇਂ ਕਿ crivironmenta)। ਘਟਤਾ ਅਤੇ ਗਏਸ਼ਸ਼ ਪ੍ਰੈਸ਼ ਸ਼ੋਕਰੇਸ਼, ਰੋਟ CGC ਦਾ ਅੱਸੇ ਦੱਚ ਤੇ ਸਕਦਾ ਹੈ: sce Prica ਦਾ ਵਲ, 2005) ਇੱਕ ਬਾਂ ਕਰੂ-icnalitical Vegeneracy ਨੂੰ ਤੋੜਨ ਦੀ ਇਜਾਲਤ ਦਿੰਦੀਆਂ ਹਨ ਅਤੇ ਇਸ ਦੀ ਅਗਵਾਈ ਕਰਦੀਆਂ ਹਨ ਸਿੰਟਾ ਇਹ ਹੈ ਕਿ ਸਿਖੇਸ਼ਲ ਰੱਗਾ ਦੀ ਵੰਡ ਗਿਆਦਾਤਰ, ਨਜ਼ਦੀਸ਼ੀ ਚੰਦਰਾਮ ਆਕਸ਼ਸ਼ੀਗਾਵ ਵਿੱਚ ਉੱਦੀ ਹੈ ਮੁੱਖ ਤੌਰ 'ਤੇ ਦੇ ਪੁਰਾਟੀ CG ਉਮ-ਸਨਸ਼ੀਆਂ ਦੇ ਕਾਰਨ: ਧਾਰ-ਗਰੀ(ਕੀਨਾ) ਅਤੇ ਧਾਤ-ਅਖਿ (ਲਾਲ)। ਇਹਨਾਂ ਦੇਰੀਆਂ ਦੀਆਂ ਧਾਰੂਆਂ ਮਿਸ਼ਾਨ ਗਰੇਸ਼ਗੀ ਪ੍ਰਕਾਸ਼ ਨਾ ਸ਼ੱਖੀ ਪੰਦੀਆਂ ਹਨ (ਸਰਸਨ ਈ ਅਲ, 2001, ਸਟ੍ਰਾਡਰ, ਬ੍ਰੈਡੀ, ਅਤੇ ਫੇਬਰਸ 2004: ਡਾਵਨਟਸ ਲਈ ਨੋਟਰ, ਲਿਟ ਸ਼ਨਸ਼, ਕੇ ਫਰਗੁਸਨ 2004 ਵੀ ਦੇਖੋ)।

ਸਭ ਤੋਂ ਤੁਆ। ਅੰਡਕਾਰ ਵਿੱਚ CC ਸਿਸ਼ਨਾਂ ਦੇ ਫੋਟੇਨੋਟ੍ਰਿਸ ਟਰੀਸ਼ ਨੇ ਵਾਸੀਡ ਫਿਲਡਰ ਦੀ ਵਰਤੋਂ ਕੀਰੀ ਹੈ ਅਤੇ ਹੁਸਲ ਸਮੱਸ ਵੋਟੀਸਕੇਸ (HCT) 'ਤੇ ਪੱਛਕੰਟਰੀ ਨੇਅਣ 2 (WFPCC) ਦੀ ਤੁਲਾਣ ਸਮੇਨਿ-ਆਸਟੇਲ ਨਿਮਿਜ਼ਂਨ, ਇਹ ਰਣਨੀਰੀ ਫੋਟੇਨੋਟਿਕ ਸੁੱਲਤਾ ਪ੍ਰਾਪਤ ਕਰਦੀ ਹੈ ਅਤੇ ਕੱਟੋਨੋਨਿਕ ਡੋਟੇ ਸਵਾਲਿਕ ਕਾਰਨੇਜ ਦੀ ਕੀਮਤ 'ਤੇ, ਸ਼ੁਰੂਆਤੀ ਕਿਸ਼ਾ ਦੇ ਵੱਡੇ HST ਅਧਿਐਨਾਂ ਵਿੱਚੋਂ ਡੀਓਪ ਇਮਜਿੰਗ ਦੀ ਵਰਤੋਂ ਕਰਨ ਵਾਰੇ ਗਲੋਸ਼ੀਅਜ਼ ਲਾਰਜਨ ਵਿੱਚ ਅਤਾ ਨਹਾਂ (2001) ਅਤੇ ਕੁੱਤੂ ਅੰਡ ਵਿਟਰੇਸ਼ (2001) ਇਹਨਾਂ ਅਧੀਲਾਨੇ ਨੇ ਉਹਰਾਂ ਦੇ ਅੱਚ ਕੀਨੇ ਤੁਨਾ ਅਬਾਕਾਂਗਰਾਵਾਂ (ਨੀਏ ਤੱਕ ਜਿਲ੍ਹਿਤ) ਵਿੱਚ ਸਿਰੇ ਡੀਟੇਸਟਾਂ ਦੀ ਪਾੜੀ ਨੁਹੀਨੇਸਟਿਰ ਮੈਂਟਰਾ ਅਧੀਲਾਨੇ ਨੇ ਉਹਰਾਂ ਦੇ ਇਸ ਵਾਲੇ ਵਰੋਂ ਕਰਨ ਸਾਰ ਸਿਲੀ ਸਿਲੀਆ, ਦਾ ਟੁਵੱਡ ਦੇ ਵੱਡੇ HST ਜਾਇਸਟਾਂ ਦੀ ਕਰਨਾ ਅਤੇ ਸਭਭਗ nniform ਲੋਕਾ-ਨੇਸ਼ਨ GC ਦੁਨਿਸਿਟੀ ਟੀਕਸ਼ਾਨ (GLE) ਸਾਈ – -7.4 'ਤੇ ਸਿਸ਼ਦੇ ਦਾਲਾਂ ਹਾਵਾਂਸ਼ਿ, ਸੀ.ਸੀ.1 ਕੋਟੇ ਕਾਰੀਪਟਿਕਲ (GLE) ਦੇ ਸਿਰਾਨ ਵਾਰੇ ਕੌਰ ਨੇਸ਼ਨ ਸਾਲ ਸਿਲੀ ਸਿਲੀਆ, ਦਾ ਟੁਵੱਡ ਦੇ ਵੱਡੇ HST ਜਾਲਕੇਦਾ (ਮੇਲੇ ਤੋਂ 'ਤੇ 'ਪਾਠਰ ਅਤੇ ਸਰਸ਼ਲ ਦੀ ਮੁਨਦਾ, ਸਕਾਲਤਨ ਘੱਟ ਸਨੇਸ਼ਕਾਦ ਇਸੇਜ਼ਿਸ਼ ਤੱਕ ਸਥਿੰਤਾ, ਇਸ ਨੇ ਗੋਬ ਦੇ ਅਧਿਐਨ ਨੇ ਰੋਕ ਵਿੱਤਾ ਹੈ ਅਤੇ ਰਿਸ਼ਾਰ ਵਿੱਚ ਪ੍ਰਾਸ਼ ਵੱਲ, ਇਸ ਤੁਆਰੇ ਕੀਨ ਦੇ ਸੁਝਾਵਾਂ ਵਿੱਚ ਬਿੱਕ ਸਬੇਜ਼ ਹੈ- ਘਟਦੀ ਗਲੇਗਸ਼ੇ ਯੂਮਿਨੀਸਟੀ ਦੇ ਨਾਲ ਪਾਸ ਬਾਰੀਕਾਰਤ (5) ਨੂੰ ਵਾਧਉਣ ਦੀ ਸਦਿਵ), ਵਿੱਚ ਵਿੱਚ ਸ਼ਾਰੇ ਹੈ-ਘਟਦੀ ਗਲੇਗਸ਼ੇ ਯੂਮਿਨੀਸਟੀ ਦੇ ਨਾਲ ਪਾਸ

Figure 14: Page-level translation examples showing Odia (left) and Punjabi (right) translations.

and the overall security of the protocol. We will show that it is still secure against individual attacks and it results in higher information rates as a result of obtaining two simultaneous streams of information from both quadratures, instead of the usual one quadrature measurement. और प्रोटोकॉल की समग्र छश्का। ढप्त दिस्वापंगे कि यढ अभी भी व्यक्तिगत ढमलों के स्विलाफ छश्वति है और यढ सामान्य एक चनुईंडा माप के बजाय दोनों चनुईंडों से छचता की दो समकालिक धागपे प्राप्न करने के परिणामछरुप उड़ा खचता की ये परिणान खेता है। மற்றும் நெறிமுறையின் ஒட்டுமொத்த பாதுகாப்பு. அதை நாக்கள் காட்டுவோம் தனிப்பட்ட தாக்குதல்களுக்கு எதிராக இன்னும் துரத்துகிறது. மேலும் அது உயர்வை விளைவிக்கிறது இரண்டு ஒரே நேரத்தில் பெறுவதன் விளைவாக தகவல் விகிதங்கள் இரு நாற்கரங்களில் இருந்தும் தகவல் ஸ்ட்ரீம்கள், பதிலாக வழக்கமான ஒரு இருபடி அளவீடு.

Figure 15: Section-level translation examples showing English (original), Hindi, and Tamil translations.

ಮತ್ತು ಪೋಟೋಕಾಲ್ನ ಒಟ್ಟಾರೆ ಭದ್ರತೆ. ನಾವು ಆದನ್ನು ಕೋರಿಸುತ್ತೇವೆ ವೈಯಕ್ತಿಕ ದಾಳಿಯ ವಿರುದ್ಧ ಇನ್ನೂ ಸ್ಟೇರ್ ಈಗಿದೆ ಮತ್ತು ಇದು ಹೆಚ್ಚಿನ ಇಲಿತಾಂಶವನ್ನು ನೀಡುತ್ತದೆ ಎರಡು ಎಕಕಾಲದಲ್ಲಿ ಪಡೆಯವ ಪರಿಣಾಮವಾಗಿ ಮಾಹಿತಿ ದರಗಳು ಬದಲಿಗೆ ಎರಡೂ ಇತ್ತರ್ಣೆಡಗಳಿಗಳಿಂದ ಮಾಹಿತಿಯ ಸ್ಟ್ರೀಮಗಳು ಸಾಮಾನ್ಯ ಒಂದು ಚತುರ್ಭುವ ಮಾಪನ. പ്രോട്ടോക്കോളിന്റെ മൊത്തത്തിലുള്ള സുരക്ഷയും. ഞങ്ങൾ അത് കാണിക്കും വൃക്തിഗത ആക്രകണങ്ങൾക്കെതിരെ ഇപ്പോഴും ദൃശമാണ്, അത് ഉയർന്ന ഫലം നൽകുന്നു രണ്ട് മേസേമയം ലഭിക്കുന്നതിന്റെ ഫലമായി വിവര നിരക്കുകൾ രണ്ട് ക്വാഡ്രേപ്പറിൽ നിന്നുള്ള വിവരങ്ങളുടെ സ്ട്രീമുകൾ, പകരം സാധാരണ ഒരു ക്വാഡ്രേപ്പർ അളവ്.

এবং প্রোটোকলের সামগ্রিক নিরাপস্তা। আমরা তা দেখাব ব্যক্তিগত আক্রমণের বিরুদ্ধে এখনও নিরাপদ এবং এটি উচ্চতর ফলাফল করে দুই একযোগে প্রান্তির ফলে তথ্য হার উচ্চত তুর্ভুজ থেকে তথ্যের প্রবাহ, পরিবর্তে স্বাচ্চবিক এক চতুর্ভুজ পরিমাপ।

Figure 16: Section-level translation examples showing Kannada, Malayalam, and Bengali translations.

અને પ્રોટોકોલની એકંદર સુરક્ષા. અમે તે બતાવીશું વ્યક્તિગત હુમલાઓ સામે હજુ પણ અસુરક્ષિત છે અને તે ઉચ્ચ પરિણામો આપે છે બે એકસાથે મેળવવાના પરિણામે માહિતી દર બંને ચતુર્થાશમાંથી માહિતીનો પ્રવાહ, બદલે સામાન્ય એક ચતુર્થાશ માપ.

आणि प्रोटोकॉलची एकूण सुरक्षा. आस्त्री ते दाखबू वैवक्तिक हल्ल्यां किरुद्ध अञ्रूतरी सुरक्षित आहे आणि त्याचा परिणाम जास्त तेतो दोन एकाचवेळी मिळल्याच्या परिणामी माहितीचे दर च्या ऐवजी दोन्ही चतुर्मुजांमधून माहितीचा प्रवाह नेहमीचे एक चतुर्मुज मोजमार. ଏଙ ପ୍ରୋଟେକଲର୍ ସମମ୍ଭିକ ସୁରଷା ।ଆମେ ତାହା ଦେଖାଇଡୁ । ବ୍ୟକ୍ତିଗତ ଆକ୍ରମଣ ବିରୁଷରେ ଏପର୍ସକୁ କୁସୁ ଏଙ ଏହା ଅଚିଜ ପକାଟଳ ଦେଇଥାଏ । ଦୁଇଟି ଅଗଲ୍ଲାଳକଙ୍କ୍ ପଲତା ପରି ସୂତଳା ହାଇ । ପରିବର୍ଣେ, ଭରଣ୍ ତନ୍ତୁର୍ଭୁଳରୁ କୃତଳାର୍ ଷ୍ଣିତ୍ୟ । ସାଧାରଣ ଏକ ତତୁର୍ଥୀୟ ମମ ।

Figure 17: Section-level translation examples showing Gujarati, Marathi, and Odia translations.

ਅਤੇ ਪ੍ਰੋਟੋਕੋਲ ਦੀ ਸਮੁੱਚੀ ਸੁਰੱਖਿਆ। ਅਸੀਂ ਦਿਖਾਵਾਂਗੇ ਕਿ ਇਹ ਵਿਅਕਤੀਗਤ ਹਮਲਿਆਂ ਦੇ ਵਿਰੁੱਧ ਅਜੇ ਵੀ ਸੁਰੱਖਿਅਤ ਹੈ ਅਤੇ ਇਸਦਾ ਨਤੀਜਾ ਉੱਚਾ ਹੁੰਦਾ ਹੈ ਦੋ ਸਮਕਾਲੀ ਪ੍ਰਾਪਤ ਕਰਨ ਦੇ ਨਤੀਜੇ ਵਜੋਂ ਜਾਣਕਾਰੀ ਦੀਆਂ ਦਰਾਂ ਦੋਵਾਂ ਚਤੁਰਭੁਜਾਂ ਤੋਂ ਜਾਣਕਾਰੀ ਦੀਆਂ ਧਾਰਾਵਾਂ, ਵੀ ਬਜਾਏ ਆਮ ਇੱਕ ਚਤੁਰਭੁਜ ਮਾਪ।

మరియు ప్రోటోకార్ యొక్క మొత్తం భద్రత. మేము దానిని చూపుతాము వ్యక్తిగత దాడులకు వ్యతిరేకంగా ఇప్పటికీ స్క్యూర్ ఉంది మరియు ఇది అధిక భతితాలను ఇప్పుది రెండు ఏతాలంలో పొండడం పలన సమాదార రేట్లు రెండు క్యార్టేచర్ల మండి సమాచార ప్రధాళలు, బడులుగా సాధారణ ఒక క్యార్టేమర్ కొంత.

Figure 18: Section-level translation examples showing Punjabi and Telugu translations.

A.5 Data Augmentation Examples



Figure 19: Document degradation examples showing (from left to right): background texturization, printer drum defects, ink mottling effect, and letterpress impression.



Figure 20: Document degradation examples showing (from left to right): lighting gradient, line degradation, shadow effects, and ink bleeding.