

Análise de desempenho da paralelização de um algoritmo de interpretação de imagens em extremos da escala acromática *

Lori R. F. Machado Filho², Marcos S. Morgenstern², Edson L. Padoin¹

¹Universidade Reg. do Noroeste do Estado do Rio G. do Sul (UNIJUI) - Ijuí - RS - Brasil

²Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação
Universidade Federal de Santa Maria (UFSM) - Santa Maria - RS - Brasil

lori.jar@hotmail.com, marcosmorgenstern@gmail.com, padoin@unijui.edu.br

***Resumo.** Os algoritmos de interpretação de imagens em extremos da escala acromática demandam grande poder de processamento. Neste artigo é apresentada uma análise dos ganhos de desempenho alcançados com a paralelização dos algoritmos. Foram utilizadas as técnicas ENTRE-NÓS, INTRA-NÓ HÍBRIDA na paralelização do algoritmo. As implementações paralelas resultaram em ganhos de desempenho de até 2,88 vezes quando empregada a técnica ENTRE-NÓS, de até 1,57 vezes com a técnica INTRA-NÓ, e de até 1,83 vezes com HÍBRIDA.*

1. Introdução

O impacto da paralelização nos algoritmos sequenciais tem trazido bons resultados na área de interpretação de imagens. Com o uso da paralelização torna-se viável a utilização de recursos paralelos em diferentes rotinas do processamento de imagens que demandam alta capacidade de processamento computacional [Leão et al. 2010, Prochazka and Oliveira 2012].

Problemas de processamento de imagem, como os existentes nos trabalhos de [Anjo et al. 2012] e [Machado Filho 2017] podem ser otimizados por meio de técnicas de paralelização, tal como a exposta por [Moschetta et al. 2002]. Nesse contexto, este trabalho apresenta uma análise de desempenho alcançada com a paralelização de algoritmos de processamento de imagens. Nos testes foram utilizados métodos adaptados da técnica de escalonamento de [Moschetta et al. 2002], dividindo-a em três tipos, sendo eles: i) ENTRE-NÓS, ii) INTRA-NÓ e iii) HÍBRIDA. Os algoritmos foram executados em imagens semelhantes aos trabalhos de [Anjo et al. 2012] e [Machado Filho 2017].

O restante do trabalho está organizado da seguinte forma. Na Seção 2 são dispostos os trabalhos relacionados. A Seção 3 apresenta a conceitualização das técnicas ENTRE-NÓS, INTRA-NÓ e HÍBRIDA. Na Seção 4 demonstra a metodologia abordada e as métricas utilizadas. Na Seção 5 é apresentado os resultados obtidos. Por fim, na Seção 6 são apresentados as conclusões, seguidos dos trabalhos futuros.

2. Trabalhos Relacionados

As crescentes pesquisas e desafios em alto desempenho na otimização de rotinas em processamento de imagem fomenta pesquisas sobre escalonamento de processos e paralelização. Nesse contexto, [Leão et al. 2010] mostra uma adaptação de Ferns [Ozuysal et al. 2010], onde Ferns é um rastreador de pontos de interesse em imagens. A adaptação foi executada em GPU

*Trabalho desenvolvido com recursos do edital MCTIC/CNPq-Universal 28/2018 sob número 436339/2018-8.

(Graphics Processing Unit) e comparada com as referências em CPU (Central Processing Unit). O algoritmo de Ferns é dividido em três etapas: construção de pirâmide gaussiana, extração de pontos chaves e classificação dos mesmos utilizando Ferns. Foi empregada a métrica de *speed-up* analisar o desempenho do algoritmo para GPU em relação à CPU, obtendo um percentual de 104,55%, 51,48% e 290,90% na primeira, segunda e terceira etapa de Ferns, respectivamente.

Em [Prochazka and Oliveira 2012], foi utilizado duas placas de vídeo na paralelização, sendo *Geforce 9400 GT (P1)* e *Geforce GTX 275 (P2)*. A ideia é otimizar o reconhecimento por similaridade baseado em *CBIR (Content – Based Image Retrieval)*. Nele são comparados os cálculos de Distância Euclidiana (*DE*) e Distância Manhattan (*DM*), obtendo um *speed-up* de 209 vezes para *DE* e 236 vezes para *DM* no *P1* e 399 vezes para *DE* e 409 vezes para *DM* no *P2*. Diferentemente destes trabalhos citados, nossa proposta é analisar os ganhos alcançados com a paralelização das 3 técnicas : i) ENTRE-NÓS, ii) INTRA-NÓ e iii) HÍBRIDA.

3. Processamento de Imagem em Sistemas de Alto Desempenho

A ferramenta *JAPI (Java Achromatic Pattern Identifier)* tem sido largamente utilizada para o processamento deste tipo de imagem. Dentre outras funções, ela, permite a aplicação dos escalonamentos ENTRE-NÓS, INTRA-NÓ e HÍBRIDA durante o processamento, conforme ilustrado na Figura 1. Assim, com a adoção de *JAPI* pode-se identificar imagens similares armazenadas em uma base de imagens.

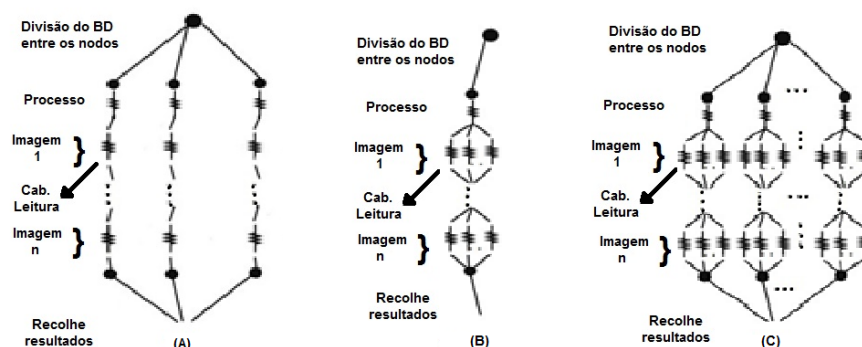


Figura 1. Técnicas (A) ENTRE-NÓS, (B) INTRA-NÓ e (C) HÍBRIDA

Para identificação das imagens, a similaridade entre as imagens é realizada através da identificação dos *pixels* das bordas de cada partícula (*Blob*). Onde um *Blob* caracteriza-se por meio de um aglomerado de *pixels*, onde cada pixel possui ao menos um pixel de igual cor em sua adjacência.

4. Metodologia

Este trabalho apresenta uma análise de desempenho alcançada com a paralelização do algoritmo sequencial do trabalho de [Machado Filho 2017] fazendo uso das três técnicas adaptadas de [Moschetta et al. 2002]. Os métodos são assim implementados:

- **ENTRE-NÓS** - é responsável pela distribuição de imagens para cada *Thread*, onde cada imagem é analisada separadamente sem concorrência de dados. Sendo assim, o *JAPI* distribui e balanceia as *Threads* através do *FJ (Framework Fork/Join)* da linguagem *Java*;

- **INTRA-NÓ** - em cada imagem são criadas n cabeças de leitura, cada cabeça de leitura representa uma *Thread*. Essas percorrem a imagem de forma concorrente, buscando a similaridade entre a região da imagem percorrida e a região das imagens na base de imagens;
- **HÍBRIDA** - nesta versão as técnicas ENTRE-NÓS e INTRA-NÓ são mescladas com o objetivo de obter uma maior paralelização. Segundo [Cavalheiro 2001], o uso de *Threads* com essa combinação visa o aumentar a disponibilidade dos processadores à técnica e sobrepõe parte das perdas ocorridas durante a comunicação da implementação ENTRE-NÓS.

Para obtenção da base de imagens, foram criadas figuras aleatórias a partir das dispostas em [Machado Filho 2017]. Sendo assim, aproveitando apenas imagens com extremos acromáticos [Anjo et al. 2012], viabilizando a melhor interpretação dos *Blobs*.

Para a execução dos testes foi utilizado uma base de 1000 imagens, com dimensões 2568×2084 . Os testes foram executados 2.000 vezes, particionados em 500 iterações para cada técnica, para um total de 500.000 execuções. Todos os experimentos foram executados em um computador com processador Intel® i7-4510U CPU @ 2.00 GHz (4 cores), cache L1 128KB, L2 512KB, L3 4MB e Memória RAM de 16GB. Sistema Operacional OpenSuse Leap 42.3 com kernel 4.4.159-73.

5. Resultados

Nesta seção são apresentados os resultados alcançados com as execuções paralelas das 3 técnicas acima apresentadas. Os testes foram realizados utilizando 2, 4, 8 e 16 *Threads* para cada uma das técnicas.

Na Figura 2(a) são apresentados os tempos de execução mensurados para cada técnica utilizada: ENTRE-NÓS, INTRA-NÓ e HÍBRIDA. Percebe-se que a técnica ENTRE-NÓS demonstra uma maior estabilidade enquanto que as demais tem um aumento no tempo com o aumento do número de *threads*. A Figura 2(b) demonstra o *speed-up* para de cada técnica. Sendo o *speed-up* que mais apresenta destaque é dado pela técnica ENTRE-NÓS com desvio padrão de 2,42, seguido por INTRA-NÓ com 0,42, e HÍBRIDA com 0,46.

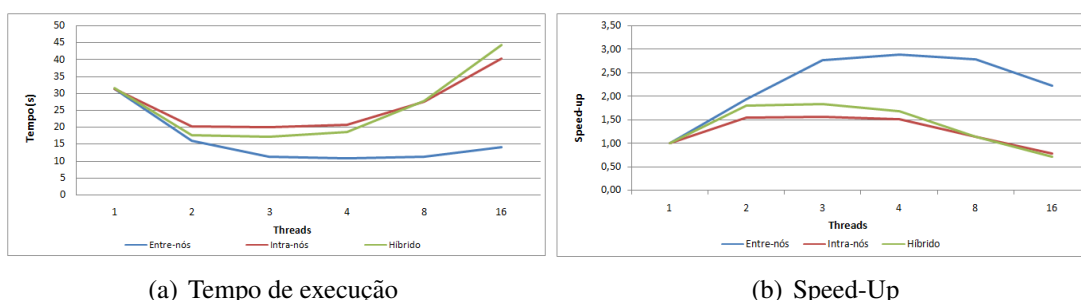


Figura 2. Resultados dos testes realizados na paralelização do algoritmos.

Torna-se notável o gargalo da paralelização em CPU quanto ao número de núcleos do processador. Conforme os dados demonstrados, observa-se que o pico de *performance* está localizado nos testes efetuados com 4 *Threads*, número equivalente à quantidade de núcleos do processador utilizado. Até chegar nesse ponto, há viabilidade de inserir mais processos aos núcleos, com o objetivo de operá-los em sua capacidade máxima. Portanto, até alcançar uma

quantidade equivalente entre núcleos e *Threads*, existe a possibilidade de melhorar o desempenho. A partir do pico, há perda de desempenho considerável conforme aumenta o número de *Threads*, podendo entender que o desempenho está diretamente relacionado ao número de núcleos utilizados no algoritmo e que as abordagens testadas indicam que o problema não possui escalabilidade ou que a quantidade de dados de entrada poderia ser maior.

6. Considerações Finais e Trabalhos Futuros

Este trabalho apresentou um estudo sobre a análise de desempenho através da paralelização de técnicas de interpretação de imagens em extremos da escala acromática. O desenvolvimento das três variações de paralelização trouxe a vista que o escalonamento ENTRENÓS apresenta melhores resultados por meio da paralelização de algoritmos como o *Kili* [Machado Filho 2017] e *ARHCA* [Anjo et al. 2012], com *speed-up* de 2,88 para 4 *Threads* e Eficiência de 0,97 para 2 *Threads*. O desenvolvimento se focou no processamento em *CPU* em ambiente não distribuído. Portanto, há a possibilidade do escalonamento HÍBRIDA e INTRANÓ serem mais efetivos quando processados sob *GPU* em ambiente distribuído.

Como futuros trabalhos, pretende-se aprimorar a interpretação de imagens através das técnicas de raciocínio baseado em casos e agrupamento de dados. Pretende-se também, realizar testes em sistemas paralelos focados em processamento através de *GPUs* em um ambiente distribuído, para que então possa ser comprovada a escalabilidade do problema, bem como comparar as técnicas apresentadas com outras abordagens de interpretação de imagens propostas pelo estado da arte.

Referências

- Anjo, M. d. S., Pizzolato, E. B., and Feuerstack, S. (2012). A real-time system to recognize static gestures of brazilian sign language (libras) alphabet using kinect. In *Proceedings of the 11th Brazilian Symposium on Human Factors in Computing Systems*, pages 259–268. Brazilian Computer Society.
- Cavalheiro, G. G. (2001). Introdução à programação paralela e distribuída. *I Escola Regional de Alto Desempenho, Gramado, Janeiro*.
- Leão, C. W. M., Teixeira, J. M. X. N., Albuquerque, E., Teichrieb, V., and Kelner, J. (2010). Melhorando o desempenho do rastreamento de pontos de interesse em imagens através do paralelismo em gpu. In *Workshop de Realidade Virtual e Aumentada*.
- Machado Filho, L. R. F. (2017). Implementação de software de leitura gestual para o aprendizado de libras.
- Moschetta, E., da Cunha, A. Z., Osório, F. S., and Cavalheiro, G. G. H. (2002). Reconhecedor de imagens usando técnicas de alto desempenho. *Tiarajú A. Diverio e Gerson GH Cavalheiro, editores, 2*.
- Ozuysal, M., Calonder, M., Lepetit, V., and Fua, P. (2010). Fast keypoint recognition using random ferns. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 32(3):448–461.
- Prochazka, F. and Oliveira, M. C. (2012). Aplicabilidade de gpus de baixo custo na otimização da análise de similaridade de imagens. In *Proceedings of Conference on Graphics, Patterns and Images*, pages 18–23.