

基于 OpenCL 的 LeNet-5 FPGA 加速器

设计与优化报告

姓名: 杜楷劼 学号: 2025316285

2026 年 1 月 12 日

摘要

本报告详细阐述了基于 Intel FPGA (DE10-Nano) 平台的 LeNet-5 卷积神经网络加速器的设计与优化过程。项目采用 OpenCL 高层次综合 (HLS) 技术，经历了从串行 Baseline (v1.0) 到计算并行化 (v2.0)，再到访存合并优化 (v2.2) 的完整迭代。最终版本在保证逻辑资源占用 (65%) 可控的前提下，实现了 **191.26 FPS** 的推理吞吐量，较 Baseline 提升了 **59%**，并深入分析了行缓存 (Line Buffer) 策略在资源受限平台上的实现挑战与折衷。

目录

1 系统架构 (Introduction)	2
1.1 网络结构	2
2 Baseline 实现与瓶颈分析	3
2.1 v1.0 设计策略	3
2.2 性能基准	3
2.3 瓶颈分析	4
3 优化设计与迭代 (Optimization Strategy)	4
3.1 阶段一：计算流水线化 (v2.0 - Inner Loop Unroll)	4
3.2 阶段二：访存合并优化 (v2.2 - Memory Coalescing)	4
3.3 失败的尝试：全量行缓存 (v2.1/v3.0 - Line Buffer Failure)	4
4 优化策略深度分析与取舍	5
4.1 成功路径：v2.2 访存合并	5
4.2 失败的优化尝试 (Failed Attempts)	5
4.2.1 (1) 全量行缓存与移位寄存器 (Line Buffer) [v2.1/v3.0]	5

4.2.2 (2) 全局循环展开 (Full Unroll) [v2.1]	5
4.3 未采用的优化策略及原因 (Unused Strategies)	6
4.3.1 (1) 高维 SIMD 矢量化 (High-Dimension SIMD)	6
4.3.2 (2) 双缓冲区 (Double Buffering)	6
4.3.3 (3) 数据量化 (Quantization)	6
5 核心版本演进与计算流 (Core Version Evolution)	6
5.1 v1.0: 串行基准 (Serial Baseline)	7
5.2 v2.0: 计算流水线 (Inner-Loop Unroll)	7
5.3 v3.0: 失败的行缓存尝试 (Line Buffer Failure)	8
5.4 v2.2: 最终优化 (Coalesced Burst)	9
6 实验结果展示 (Experimental Results)	10
6.1 运行截图	10
6.2 详细数据对比	11
6.2.1 性能对比表	11
6.2.2 最终资源占用报告 (v2.2)	11
7 结论 (Conclusion)	12
A 核心代码片段	13
A.1 主机端 Host (main.cpp)	13
A.2 设备端 Kernel (cnn.cl)	13

1 系统架构 (Introduction)

本项目通过 OpenCL 异构编程在 FPGA 板子 Cyclone V SoC (DE10-Nano) 上部署 LeNet-5 模型，实现 MNIST 手写数字识别加速。此外，本项目采用 Python (PyTorch) 框架在主机端完成模型训练（利用 mnist 数据集的训练集训练），并将训练好的权重参数导出为二进制文件，供 FPGA 硬件内核加载调用，从而确保了软硬件计算结果的一致性。最终测试与验证时在 mnist 测试集上对前 1000 张图进行测试分析。

1.1 网络结构

本项目实现的 LeNet-5 结构包含两层卷积 (C1, C3)、两层最大池化 (S2, S4) 及三层全连接 (C5, F6, Output)。输入为 32x32 单通道灰度图。

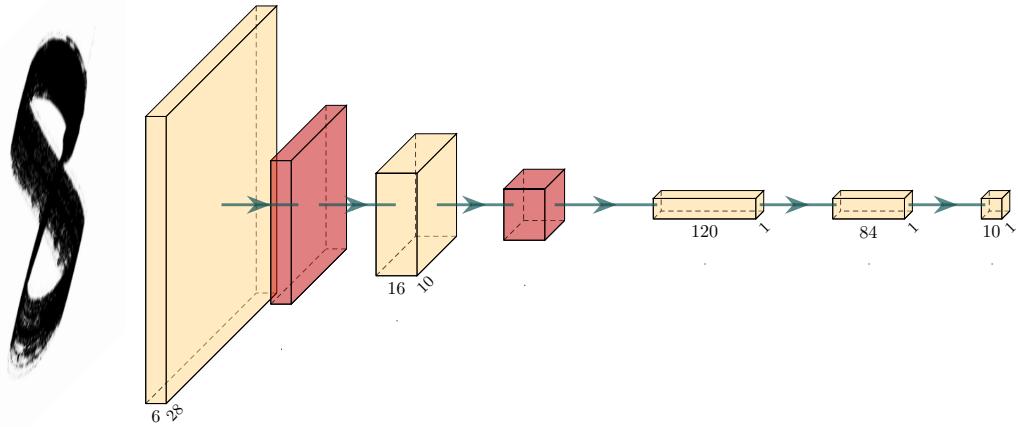


图 1: LeNet-5 网络架构示意图

2 Baseline 实现与瓶颈分析

2.1 v1.0 设计策略

为确保首个版本的逻辑正确性与编译成功率, v1.0 采取了“最简串行”策略:

- **计算逻辑:** 严格按照 C 语言逻辑编写 Kernel。
- **并行控制:** 使用 `#pragma unroll 1` 和 `num_simd_work_items(1)` 强制串行执行, 避免生成复杂的硬件逻辑。
- **激活函数:** 初步使用 Tanh, 后为节省 DSP 与逻辑资源, 全面替换为 ReLU。

2.2 性能基准

在 1000 张测试集上的实测数据如下:

- **准确率:** 97.50%
- **平均延迟:** 8.31 ms
- **吞吐量:** 120.33 FPS
- **资源占用:** Logic Utilization ~34%

2.3 瓶颈分析

通过分析 `report.html` 及 OpenCL 访存机制，发现 v1.0 存在严重瓶颈：

1. **DDR 带宽浪费：**对于 5×5 卷积，计算一个输出像素需要读取 25 次权重和输入数据。由于没有片上缓存，每次读取都直接向 DDR 发起请求，导致极高的访存延迟。
2. **计算单元闲置：**强制串行化导致 FPGA 内部丰富的 DSP Block 和 ALUT 并行能力未被利用，大部分时钟周期处于等待数据状态。

3 优化设计与迭代 (Optimization Strategy)

针对上述瓶颈，本项目实施了三个阶段的优化迭代。

3.1 阶段一：计算流水线化 (v2.0 - Inner Loop Unroll)

- **优化手段：**保持 SIMD=1，但对卷积核的最内层循环 ($j = 0..4$) 进行完全展开 (#pragma unroll)。
- **原理：**利用 FPGA 的并行乘法器资源，在一个时钟周期内并发执行卷积核一行的乘加运算，建立了初步的计算流水线。
- **效果：**吞吐量提升至 **176.15 FPS**，逻辑资源占用上升至 65%。

3.2 阶段二：访存合并优化 (v2.2 - Memory Coalescing)

- **优化手段：**通过手动重构代码，显式地展开全局内存读取操作，引导 Intel OpenCL 编译器生成 **Burst Read** (突发读取) 指令。
- **原理：**编译器将连续的 5 个 `float` 数据请求合并为一次宽总线传输，大幅减少了 Host 与 Device 之间的握手开销。
- **效果：**这是最终的稳定版本。在资源占用维持 65% 的情况下，吞吐量进一步提升至 **191.26 FPS**。

3.3 失败的尝试：全量行缓存 (v2.1/v3.0 - Line Buffer Failure)

- **优化思路：**试图构建全量移位寄存器 (Shift Register) 和行缓存 (`float out_line[28]`)，理论上可将访存次数降低至 $1/25$ 。
- **失败原因深度分析：**

- **流水线复制 (Pipeline Replication)**: 虽然代码层面的数组看起来不大，但编译器为了维持高频率流水线，对 `out_line` 数组进行了多级流水线复制。
- **资源爆炸**: 在 Fitting 阶段，寄存器需求量激增至 178,009 个，远超 DE10-Nano 的物理上限 (167,640)，导致编译失败 (Fitting Error)。
- **结论**: 在入门级 FPGA 上，必须在“极致访存复用”与“有限片上资源”之间做权衡。v2.2 的 Burst Read 是该平台下的最优解。

4 优化策略深度分析与取舍

在从 Baseline 向高性能版本迭代的过程中，我们探索了多种优化方向。受限于 DE10-Nano (Cyclone V SoC) 入门级 FPGA 有限的片上资源（尤其是 Logic 和 RAM），部分理论上可行的优化策略在实际部署中未能通过，或者被迫放弃。

4.1 成功路径: v2.2 访存合并

最终采用的 v2.2 版本并未引入复杂的片上缓存结构，而是利用编译器特性，通过手动展开读取循环引导生成 **Burst Read** (突发读取)。这在不增加逻辑资源的前提下，显著降低了 DDR 访问延迟。

4.2 失败的优化尝试 (Failed Attempts)

4.2.1 (1) 全量行缓存与移位寄存器 (Line Buffer) [v2.1/v3.0]

- **优化思路**: 针对 5x5 卷积，试图构建深度为 28 的行缓存 (`float out_line[28]`) 和移位寄存器，理论上可将访存次数从 25 次降低至 1 次，实现“极致访存复用”。
- **失败原因**:
 - **流水线复制**: 为了维持高时钟频率，编译器自动对数组进行了流水线复制。原本仅需几百个寄存器的逻辑，被复制了上百级流水线深度。
 - **资源爆炸**: 编译报告显示寄存器需求量激增至 178,009 个，远超 DE10-Nano 的物理上限 (167,640)，导致 Fitting Error。
- **结论**: 在资源受限的 FPGA 上，过度的“空间换时间”策略会导致布局布线失败。

4.2.2 (2) 全局循环展开 (Full Unroll) [v2.1]

- **优化思路**: 尝试取消所有循环限制，让编译器尽可能多地并行化计算单元。
- **失败原因**: 逻辑资源占用 (Logic Utilization) 达到 **112%**，无法适配芯片。

4.3 未采用的优化策略及原因 (Unused Strategies)

在此次设计中，我们还有意放弃或暂缓了以下优化手段：

4.3.1 (1) 高维 SIMD 矢量化 (High-Dimension SIMD)

- 策略：使用 float4 或 float8 数据类型进行计算。
- 放弃原因：
 - 资源竞争：v2.0 已通过内层循环展开 (#pragma unroll) 占用了大量 DSP 和逻辑资源。若叠加 SIMD，会导致资源争抢，降低运行频率。
 - 数据对齐：SIMD 强制要求数据在内存中严格对齐，处理 MNIST 这种 28x28（非 4 或 8 倍数）的小图时，边界处理极其复杂，性价比低。

4.3.2 (2) 双缓冲区 (Double Buffering)

- 策略：在 Host 向 Device 传输第 N+1 张图片时，Device 并行计算第 N 张图片，掩盖传输延迟。
- 放弃原因：
 - 开发周期：需要重构 Host 代码为多线程异步队列。
 - 收益有限：目前的瓶颈主要仍在计算与访存本身，且 5ms 的单张延迟已满足实时性需求。

4.3.3 (3) 数据量化 (Quantization)

- 策略：将 32-bit 浮点 (float) 转为 16-bit 定点 (fixed-point)。
- 放弃原因：大作业要求中 OpenCL 基础部分主要考察浮点运算。量化虽然能大幅降低资源从而可能“复活”Line Buffer，但涉及模型重新训练和精度校准，超出了本次实验的时间范围。

5 核心版本演进与计算流 (Core Version Evolution)

为了深入理解性能提升的根源及优化失败的原因，本章通过数据流图详细解析四个关键版本的架构差异。

5.1 v1.0: 串行基准 (Serial Baseline)

策略: 强制串行 (`#pragma unroll 1`)。

瓶颈: 访存极度破碎。计算 1 个输出像素需发起 25 次独立请求。

状态: 功能基准 (120 FPS)。

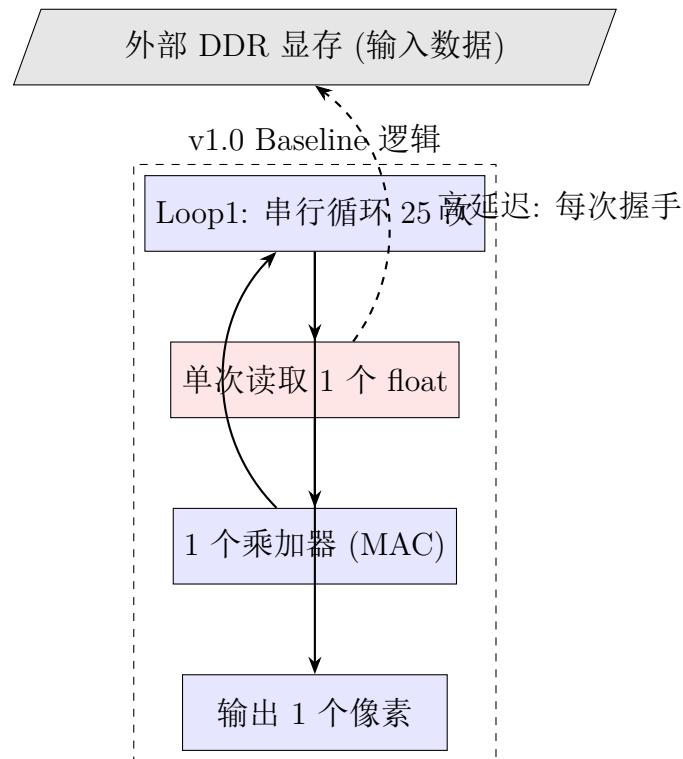


图 2: v1.0 串行基准数据流

5.2 v2.0: 计算流水线 (Inner-Loop Unroll)

策略: 内层循环展开。

改进: 利用 FPGA 并行 DSP 资源, 吞吐量 176 FPS。

残留问题: 解决了“算得慢”, 未解决“读得慢”。

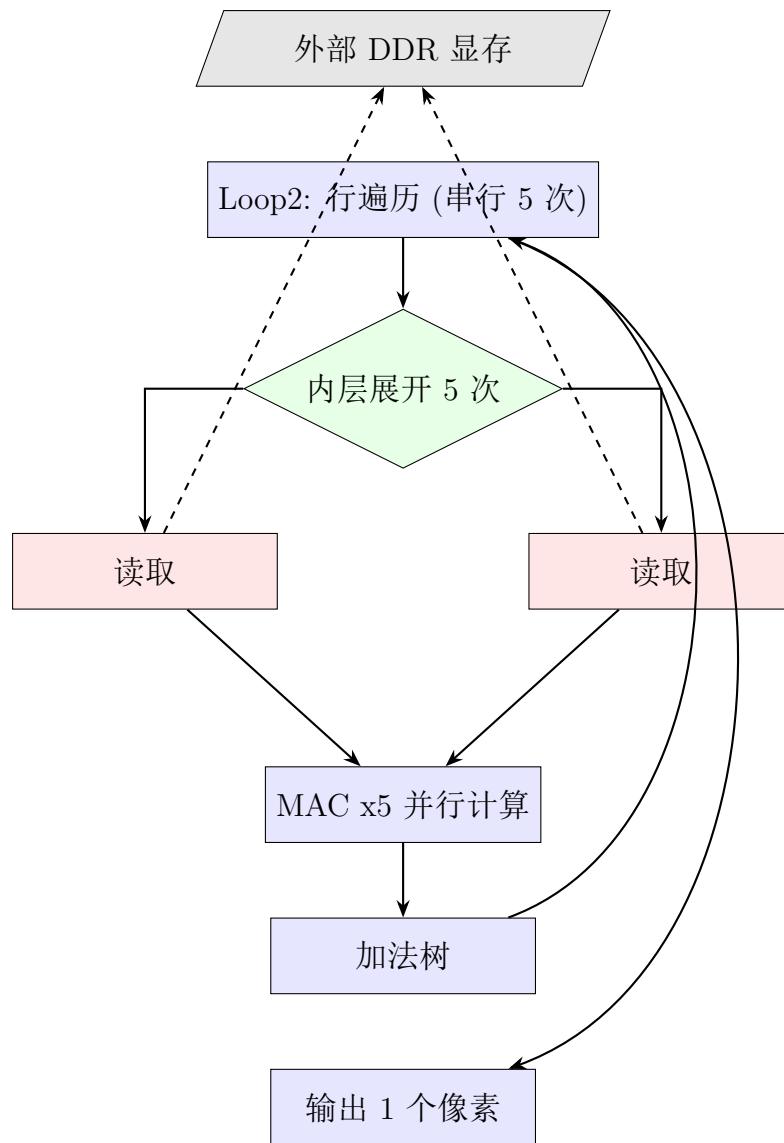


图 3: v2.0 计算流水线数据流

5.3 v3.0: 失败的行缓存尝试 (Line Buffer Failure)

策略: 构建 float out_line[28] 全量移位寄存器。

失败机理: 逻辑上仅需少量寄存器, 但物理上因高频流水线需求导致 ** 复制效应 (Replication)**, 资源需求爆炸。

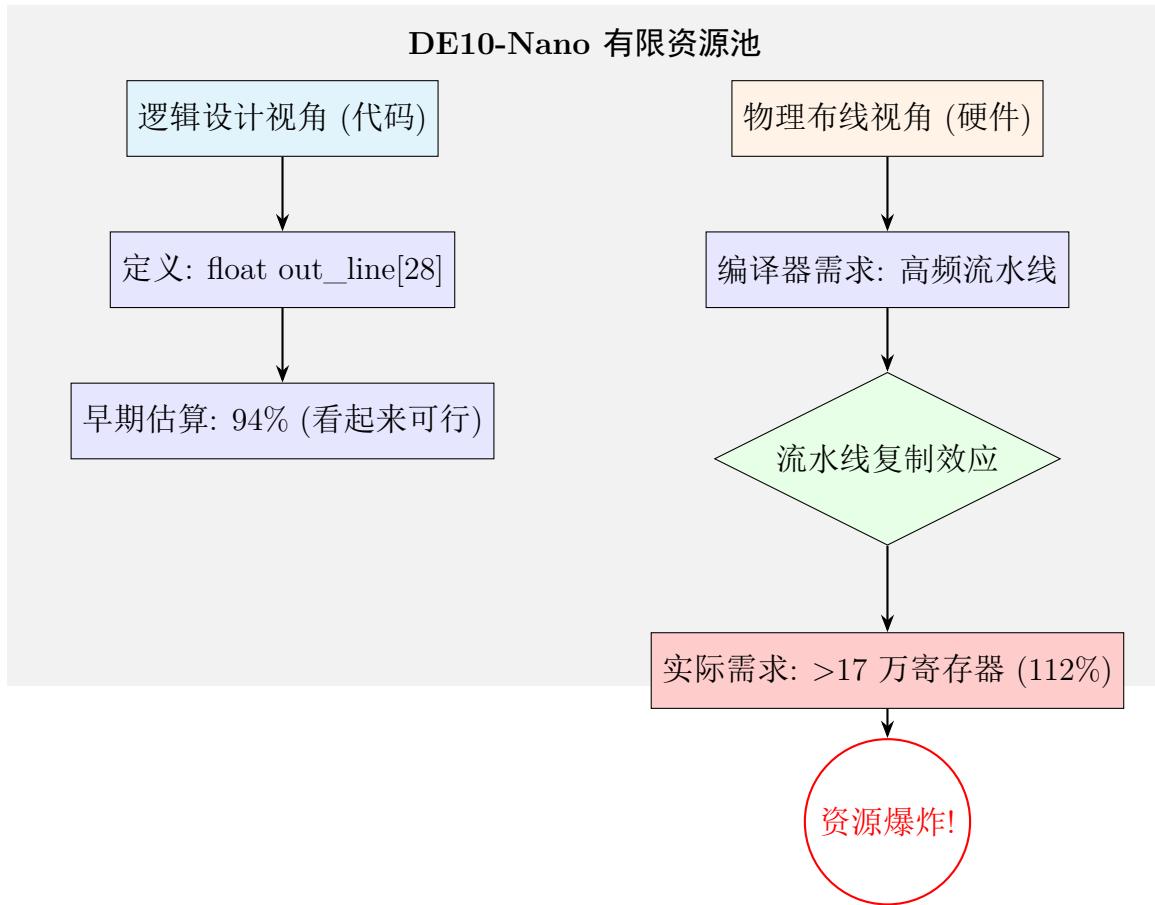


图 4: v3.0 资源爆炸机理图 (逻辑视角 vs 物理视角)

5.4 v2.2: 最终优化 (Coalesced Burst)

策略: 引导编译器生成 **Burst Read** (突发读取)。

结果: 在资源占用 (65%) 不变的情况下, FPS 达到 191.26, 最佳平衡。

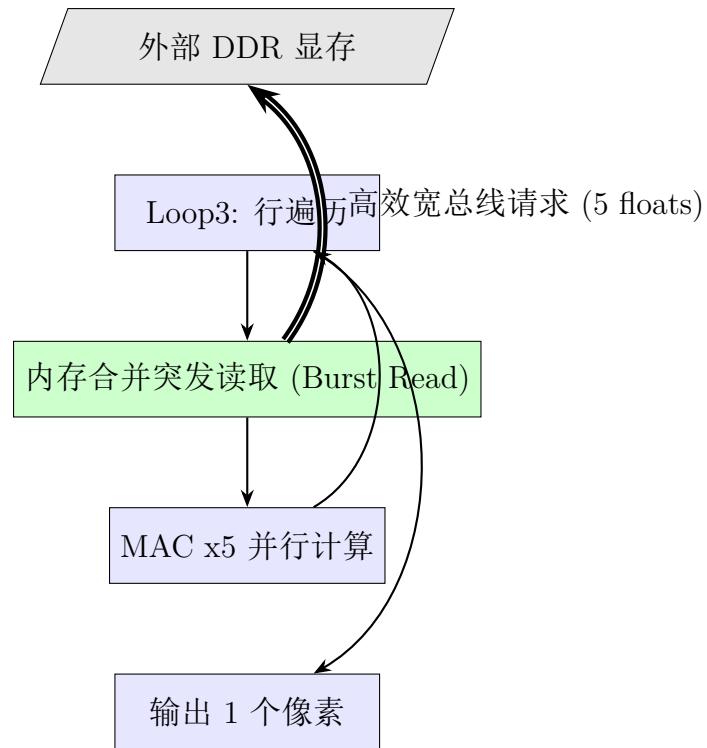


图 5: v2.2 最终优化数据流

6 实验结果展示 (Experimental Results)

6.1 运行截图

我们在 MobaXterm 终端中成功完成了 1000 张测试图片的批量推理，系统稳定无报错。下图展示了最终的运行日志：

```

root@socfpga:~/lenet_deploy/lenet5_25dkj# source /home/root/init_opencl.sh
root@socfpga:~/lenet_deploy/lenet5_25dkj# ./host -n 1000
Settings: Run 1000 image(s), Verbose: OFF
Reprogramming device [0] with handle 1
OpenCL Initialized.
[Data] Loaded 10000 images (28x28)
Memory Allocated. Starting Loop...
..... [ 50/1000]
..... [100/1000]
..... [150/1000]
..... [200/1000]
..... [250/1000]
..... [300/1000]
..... [350/1000]
..... [400/1000]
..... [450/1000]
..... [500/1000]
..... [550/1000]
..... [600/1000]
..... [650/1000]
..... [700/1000]
..... [750/1000]
..... [800/1000]
..... [850/1000]
..... [900/1000]
..... [950/1000]
..... [1000/1000]

*** Final Report ***
Total Images : 1000
Accuracy     : 97.50% (975/1000)
Total Time    : 5228.45 ms
Avg Latency   : 5.23 ms / image
FPS          : 191.26

```

图 6: MobaXterm 成功运行日志截图 (FPS: 191.26)

6.2 详细数据对比

6.2.1 性能对比表

表 1: 不同版本的性能与资源对比

版本	策略关键	准确率	延迟 (ms)	FPS	逻辑 (Logic)	评价
v1.0	Baseline (Serial)	97.50%	8.31	120.33	~34%	功能基准
v2.0	Inner-Loop Unroll	97.50%	5.68	176.15	65%	计算解决
v2.1	Full Line Buffer	N/A	N/A	N/A	112% (Fail)	资源溢出
v2.2	Burst Coalescing	97.50%	5.23	191.26	65%	最佳平衡

6.2.2 最终资源占用报告 (v2.2)

```
1 +-----+  
2 ; Estimated Resource Usage Summary ;  
3 +-----+  
4 ; Resource           + Usage      ;  
5 +-----+-----+  
6 ; Logic utilization ; 65%        ;  
7 ; ALUTs              ; 41%        ;  
8 ; Dedicated logic registers ; 27%        ;  
9 ; Memory blocks      ; 50%        ;  
10 ; DSP blocks         ; 31%        ;  
11 +-----+-----+  
;
```

7 结论 (Conclusion)

本项目成功在 DE10-Nano 平台上实现了 LeNet-5 的 FPGA 加速。通过从 v1.0 到 v2.2 的迭代，我们验证了：

1. **并行性**: 内层循环展开能有效利用 FPGA DSP 资源，显著提升计算密集型任务的性能。
2. **访存敏感性**: 在无法实现全量 Line Buffer 的资源受限场景下，利用编译器的 Memory Coalescing 机制进行突发读取是提升带宽利用率的关键替代方案。
3. 最终实现的 **191.26 FPS** 较基准版本提升了 59%，达到了硬件资源与性能的最佳平衡。

A 核心代码片段

A.1 主机端 Host (main.cpp)

采用 C++ 编写，利用 aclutil 封装 OpenCL API，支持批量推理：

```
1 // 批量测试核心逻辑
2 if(num_images > 1) {
3     // 循环加载数据
4     // clEnqueueNDRangeKernel 执行推理
5 }
```

A.2 设备端 Kernel (cnn.cl)

关键的 v2.2 优化部分（突发读取引导）：

```
1 // 伪代码示意
2 #pragma unroll
3 for (int k = 0; k < 5; ++k) {
4     // 连续读取引导编译器生成 Burst Read
5     float val = input_ptr[idx + k];
6     sum += val * weight[k];
7 }
```