

可行性报告

可行性报告

项目介绍

传统的包处理过程及其延迟来源

传统的数据包接受过程

主要延迟来源

传统的数据包发送过程

主要延迟来源

理论依据

冯诺依曼瓶颈

网络处理与数据流结构

SmartNIC 的结构

SmartNIC 数据流网卡的性能表现示例

Open vSwitch

SDN

技术依据

硬件卸载简介

关于 eBPF 硬件卸载

SmartNIC 上 eBPF 硬件卸载流程

编程、调试工具链

Maps 卸载

BPF Helper Function

eBPF JIT 编译器

硬件卸载效果

bpfilter

Load Balancer

XDP Latency

AlexNet 在 Agilio SmartNIC 的实现

在 Agilio SmartNIC 上实现 AlexNet 的难点

实现思路

(1). 简化结构

(2). 算法实现

技术路线

参考文献

项目介绍

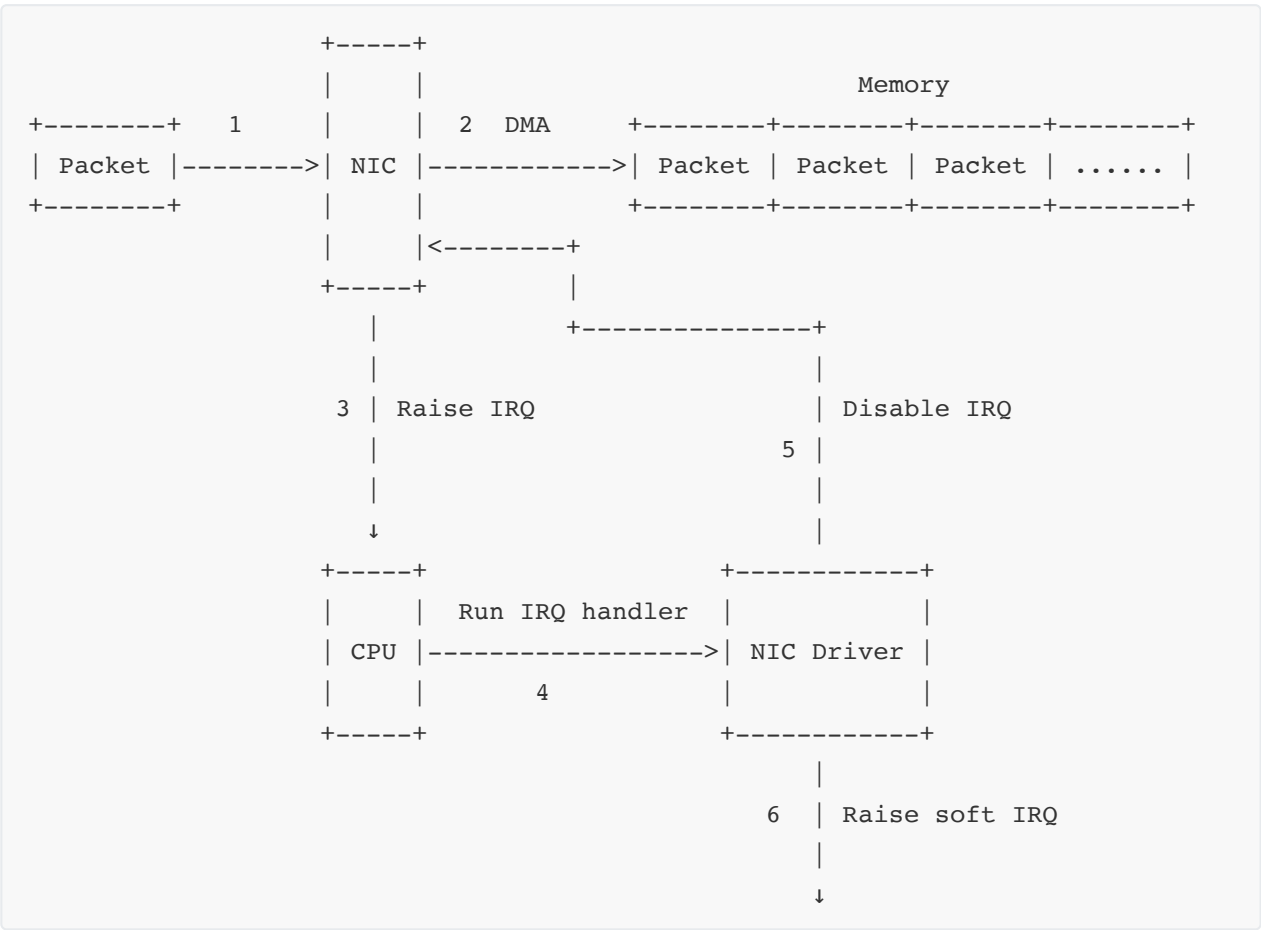
我们的项目是：对计算机在数据处理上进行非冯化改造，绕过 CPU 与操作系统内核，在数据流架构的智能网卡上进行数据流驱动的实时处理。将程序硬件卸载到智能网卡上以完成 AlexNet 深层卷积神经网络在智能网卡上的实现。目标是纳秒级的延迟。

传统的包处理过程及其延迟来源

首先，我们需要看一下传统情况下 Linux 处理网络包时延迟是如何产生的。

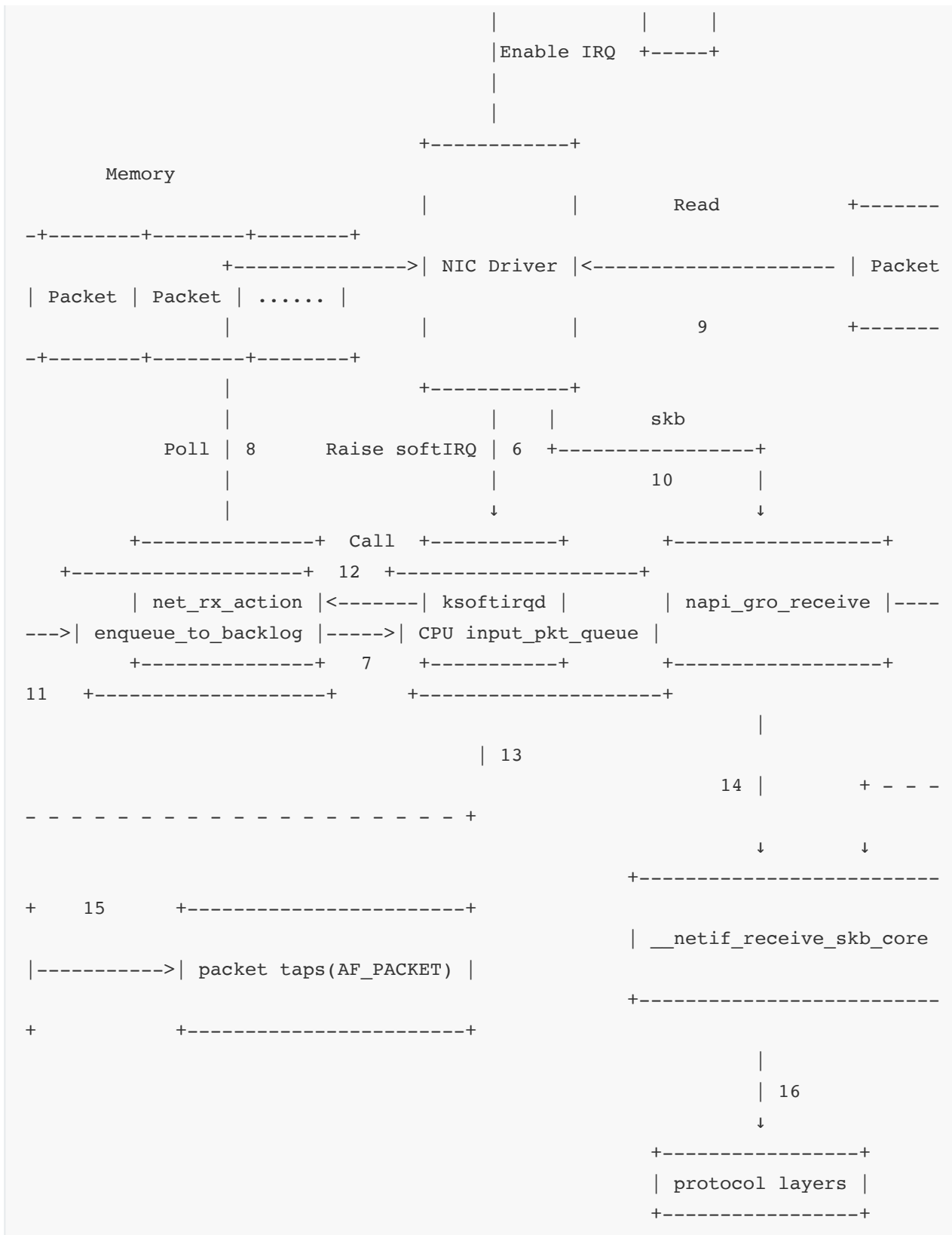
传统的数据包接受过程

一个数据包从外部网络进入网卡，要经过多次复制、转换和处理。数据包从网卡通过 DMA (Direct Memory Access) 将数据包写入内存中预先分配好的地址。数据包写入完毕后网卡产生一个硬件中断，处理过程中禁用硬件中断（网卡可以持续 DMA 写入更多数据包而不产生 IRQ，后面一并处理），再产生软件中断（为了避免硬件中断长期占用 CPU）。



软中断处理模块 `ksoftirq` 调用网卡驱动提供的函数，一个一个 (poll) 将写好的原始数据包转换成内核网络模块能识别的 `skb` (**s**ocket **b**uffer) 格式（复制 + 转码，具体实现由网卡驱动提供）。在 `skb` 格式下，内核首先进行 GRO (Generic Receive Offload)（这里可以是硬件也可以是 CPU）。由于历史遗留原因，目前单个“硬件数据包”大小，也就是 MTU (Maximum Transfer Unit) 通常为 1500 字节，所以经常需要 GRO 将多个“物理数据包”合并为一个“逻辑数据包”。接下来的 RSS (Receive Side Scaling) 和 RPS (Receive Packet Steering) 将逻辑数据包的处理任务分配给 CPU（调度）。这里如果有 `AF_PACKET` 类型的套接字 (socket) 侦听该网卡，还要将数据包再复制一份给对应的套接字（`tcpdump` 抓包位置）。最后，数据包交给协议栈部分（IP 等）处理。全部数据包处理完之后重新启用硬件中断，以后收到更多数据包时可以继续产生硬 IRQ。





IP 层对数据包进行几个基本的检查，例如确认目标 MAC 和本机相符，处理此处注册的钩子（hook），然后进行转发（数据包目标不是本机）或者往上层传递（数据包目标是本机）。上层处理例如 TCP 和 UDP。TCP / UDP 层检查套接字和过滤条件，并将数据包丢弃或者送至对应应用程序的处理队列中。

主要延迟来源

- DMA 复制和 CPU IRQ（处理中断需要进行上下文切换）
- 原始数据 → skb 的转化过程

- GRO (Generic Receive Offload)
- 针对 `AF_PACKET` 套接字的复制

传统的数据包发送过程

应用层准备数据，调用发送函数，创建连接。协议栈部分查找路由，选择设备（可能有多个网卡），封装数据包。在封装好的数据包进入网卡驱动前只有一次复制到 TAP (Network Tap)（这里的前期工作大部分是查找设备和节点等传输信息，外加丢弃不符合过滤条件的数据包）。内核网络模块收到准备好的、经过层层过滤的数据包后调用网卡驱动的发送函数。网卡驱动部分检查硬件的发送队列，将 `skb` 进行分拆入队并通知网卡开始发送，网卡发送完毕后产生硬件中断，内核再清理（释放）掉相关内存。

主要延迟来源

与接收部分相似，发送延迟的主要来源以复制和处理数据包为主：

- 数据包复制到 TAP
- 硬件发送前对 `skb` 的处理（网卡驱动）
- 处理后 `skb` 到网卡的传递（主要在出站网络较为拥挤的情况下）

理论依据

冯诺依曼瓶颈

当涉及到对大量数据进行简单操作时，CPU 性能难以得到充分发挥，这时出现了所谓的“冯诺依曼瓶颈”。和内存的存储总量相比，CPU 和存储器之间的吞吐量很有限，这源于程序存储和数据存储之间没有明确的界限，并且共享输入输出总线。因为单总线的结构使其一次只能访问这两种存储中的一个，所以当数据量远大于程序指令量时，处理速度会严重受限。而这种限制随着 CPU 处理速度的提升体现的更加明显。

网络处理与数据流结构

对于网络数据处理，恰恰经常遇到大量、简单的处理工作，如果仍然依赖 CPU 的通用性，直接把工作交给 CPU 来做，性能势必会受到很大限制。于是考虑将工作转移到专用硬件（网卡）上，并且网卡不能再使用冯诺依曼结构，而要专门优化并行性。与冯氏结构完全不同，数据流结构在这方面可以得到应用。接下来具体分析数据流结构，以及它所带来的优势。

数据流的思想来源于这样一个概念：数据的价值随着时间的流逝而降低，所以事件出现后必须尽快地对它们进行处理，最好数据出现时便立刻对其进行处理，发生一个事件进行一次处理，而不是缓存起来成一批处理。在数据流模型中，实现操作取决于数据的内部依赖性和资源的可利用性，它没有程序计数器，不会按照地址去寻找指令来执行，而是当一个操作需要的数据全部准备好后开始执行（称为点火，firing），并且输出的结果可以作为其他操作执行的前提条件。这样数据流计算模型中没有冯氏结构中指令连续性的约束，可以更方便的使指令并行。另一方面，数据流计算模型中没有传统的变量这一概念，它仅处理数据值，忽略存放数据的容器（硬件层面是地址、软件层面指变量名）。基于这些特性，数据流结构计算模型拥有高实时性、低延迟的优点。

SmartNIC 的结构

我们使用的智能网卡中的核心部分是型号为 NFP-4000 的网络流处理器，有别于为一些通用服务器提供的高性能处理，它可以用来提供高速的网络包处理。其拥有高度并行处理能力，并且有纳秒级的上下文切换速度。

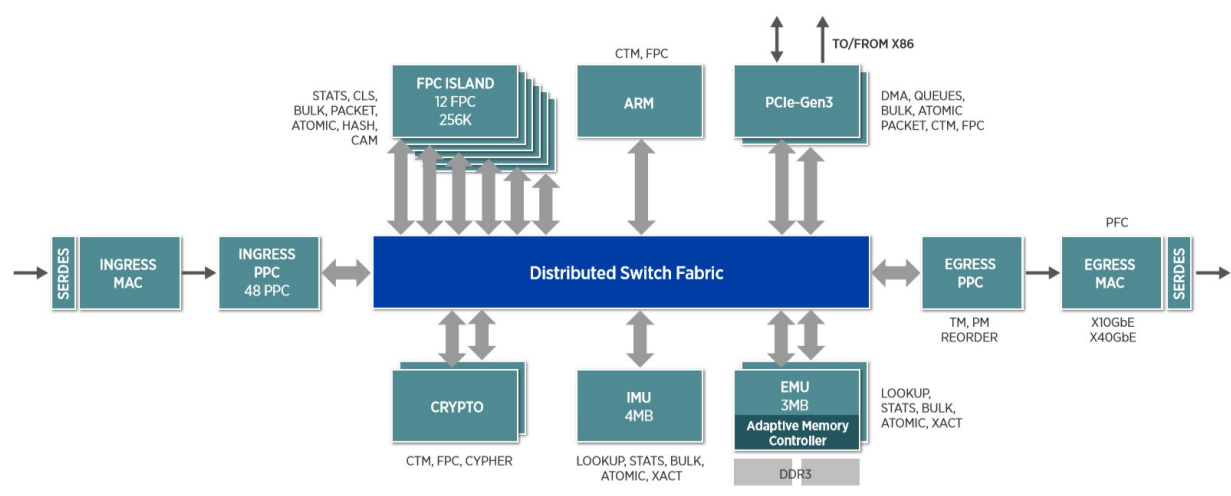


Figure 1. NFP-4000 Micro-architecture

图：NFP-4000 微结构示意图

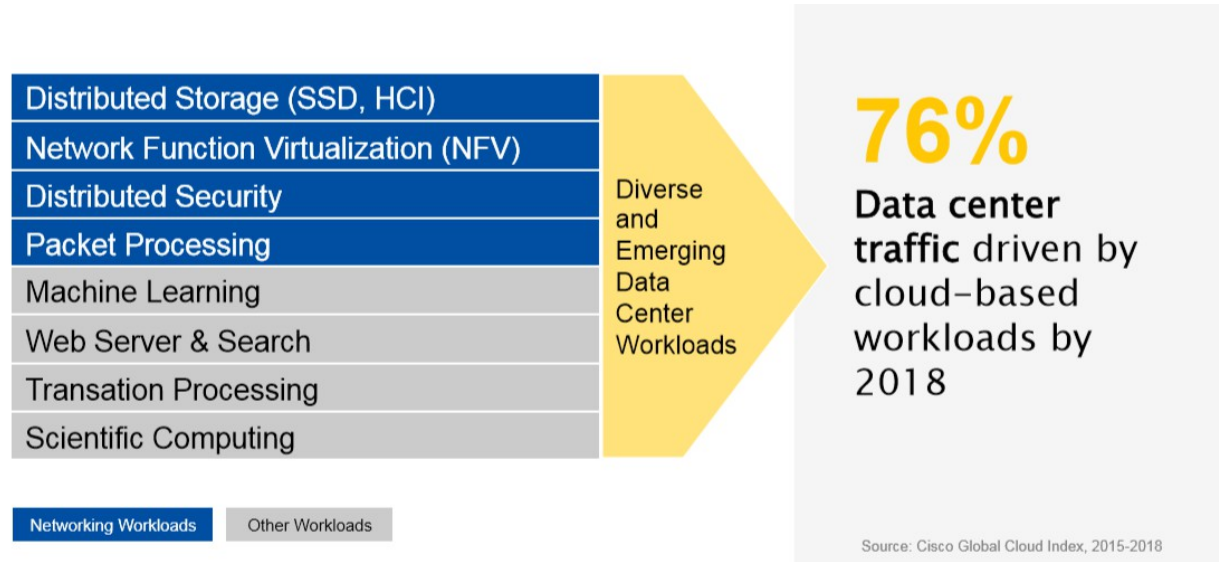
如上图所示，NFP-4000 有 60 个流处理核心，他们被分组多个集群，并且分布在多个岛（Island）上，这些核心都是 32 位的定制核，并且每一个核能同时支持八个线程，使得这款处理器最多可以同时处理 480 个数据包。此外，每个流处理核心都连接了大量通用寄存器，并拥有访问专用指令和数据内存的权限，这使得他们可用来减少一些典型的输入输出指令、访问内存指令的延迟。高度并行的特点使得多个线程可以同时运行，从而减少内存延迟的影响。

此外，它提供了硬件加速器，可以将一些简单的工作从 FPC 中分散到其他功能部件中以缩短 FPC 的指令周期。可以被加速的功能包括数据包修饰、统计引擎、负载平衡和流量管理等。

最后，整个架构通过高性能分布式交换结构（Distributed Switching Fabric）连接，该结构在设备中的所有组件之间提供高带宽的网络状连接使得各部件间能有效协作。

SmartNIC 数据流网卡的性能表现示例

SmartNIC 为网络处理设计的结构给网络相关领域带来了大量的性能提升。目前，此结构的智能网卡已经被应用到多个领域，包括数据中心的分布式内存、网络虚拟化，网络包处理等。



Open vSwitch

SmartNIC 显著地提高了 OVS (Open vSwitch - 开放虚拟交换) 的效率。通过使用 SmartNIC, OVS 得到了相较于内核层 OVS 50 倍、用户层 OVS 20 倍的性能提升。

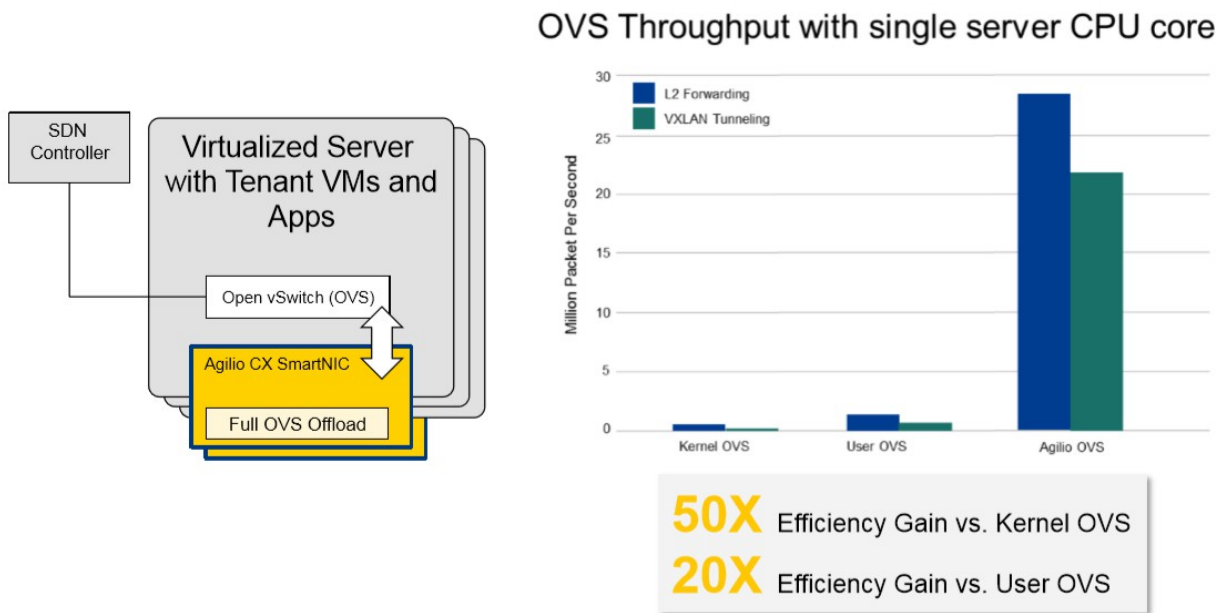


图: SmartNIC 在 OVS 中的使用

SDN

同样, 通过利用 SmartNIC, 爱立信云 SDN (SDN 是一种网络虚拟化解决方案, 可为基于虚拟, 物理和容器的工作负载提供无缝的内部和数据中心间连接) 在服务器吞吐量提升的同时也减小了成本。

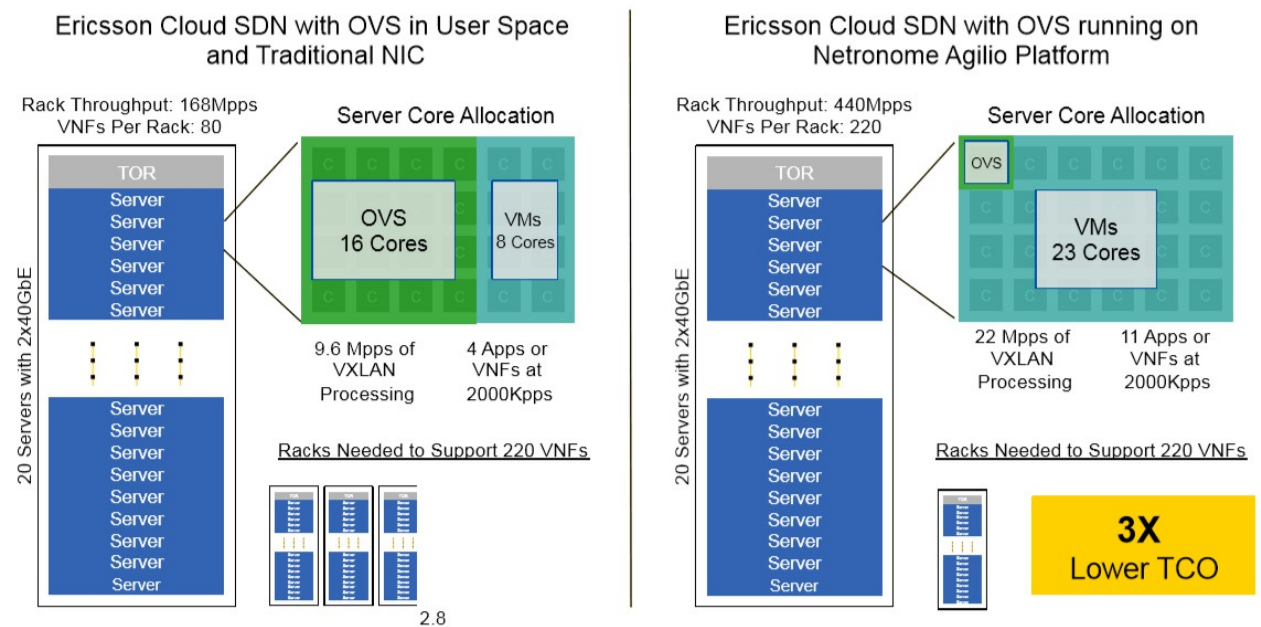


图: SmartNIC 在 SDN 中的使用

技术依据

硬件卸载简介

“硬件卸载”（Hardware Offload）所讲的含义是，使用特定功能的硬件加速那些本该在软件层面上，或者是通用计算设备（CPU）上进行的工作。可以这样理解 offload 这个词：我们将某一个繁重的工作，从软件上、或者是我们的通用 CPU 上解放出来，而把这个任务交给一个专为此设计的、高效的另一个硬件来做。

某种程度上讲，GPU 就是这样的——一个“专业、高效”的特定用途的硬件——图灵告诉我们，CPU 可以做任何“可计算的”工作，但把这些繁重的图形处理工作交给 GPU 去进行显然推动了计算机领域的一次革命——我们如今可以支持近乎完美的画面渲染，颇为逼真的 3D 游戏画面与方便高效的视频合成与剪辑。难以想象没有 GPU 的计算机如何达到这样的高度。

本课题所使用的“硬件卸载”技术更多的是指，使用附属的网络处理器，来“卸载”——或者说负担——大部分的网络数据处理工作，使 CPU 从这些每秒达几十 Gib 的数据流中解放出来。也就是说，我们使用高效的，高度并发的数据流处理器（Network Flow Processor）来处理繁重的网络任务，如网络交通，包过滤，协议等，而 CPU 可以专注于其他计算任务——当下，随着云数据中心的网络带宽达到 100Gbps 的量级，那些本就负担着上万个虚拟机、上百万用户进程的通用 CPU 集群服务器不得不引入 NFP 智能网卡来加速他们的云流量处理与协调并高效化硬件资源的分配。

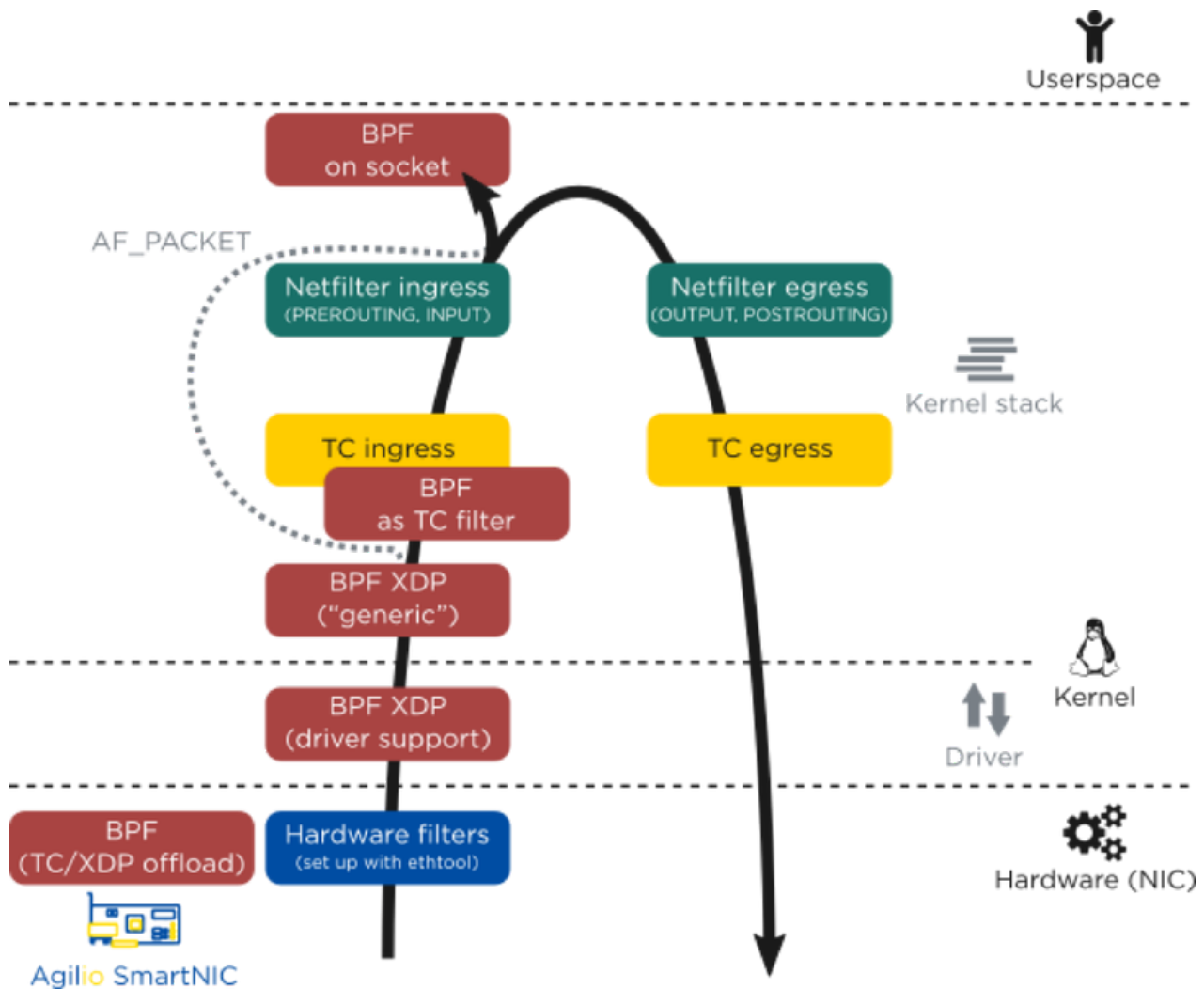
在“硬件卸载”尚未应用到智能网卡之前，在软件层面（如操作系统上）发送或接受 TCP 数据需要许多指令周期才能完成，而对于专用硬件来说，这只是几个周期就可以解决的问题。同时，网络硬件卸载可以节约大量缓存资源（传统的过程必将网络数据存入 CPU 缓存进行处理），降低网络中断的执行次数，并且减少数据在内存和运算单元间的数据通路中的传输速度——而这同时是冯诺依曼架构的核心瓶颈之一。

关于 eBPF 硬件卸载

在 eBPF（包括 XDP，bpfILTER 等与之相关的架构）获得硬件卸载的支持之前，这些架构通过在整个 Linux 的网络通路上添加“钩点”（hook），来获得更早处理网络数据的机会。

hook 应当解释为一个“嵌入”的结构：当数据到达数据路径的某一个节点时，挂在这个“嵌入”结构上的架构程序立刻开始执行，比如处理该数据包是否应该丢掉——而非等到数据包创建了 skb 之后再行决定。这种嵌入架构允许我们提前做出决策，规避毫无意义的硬件、内核层数据传输和复制。

eBPF 程序的特性，支持它可以和内核的诸多架构配合，在网络数据通路的诸多节点上嵌入其程序。

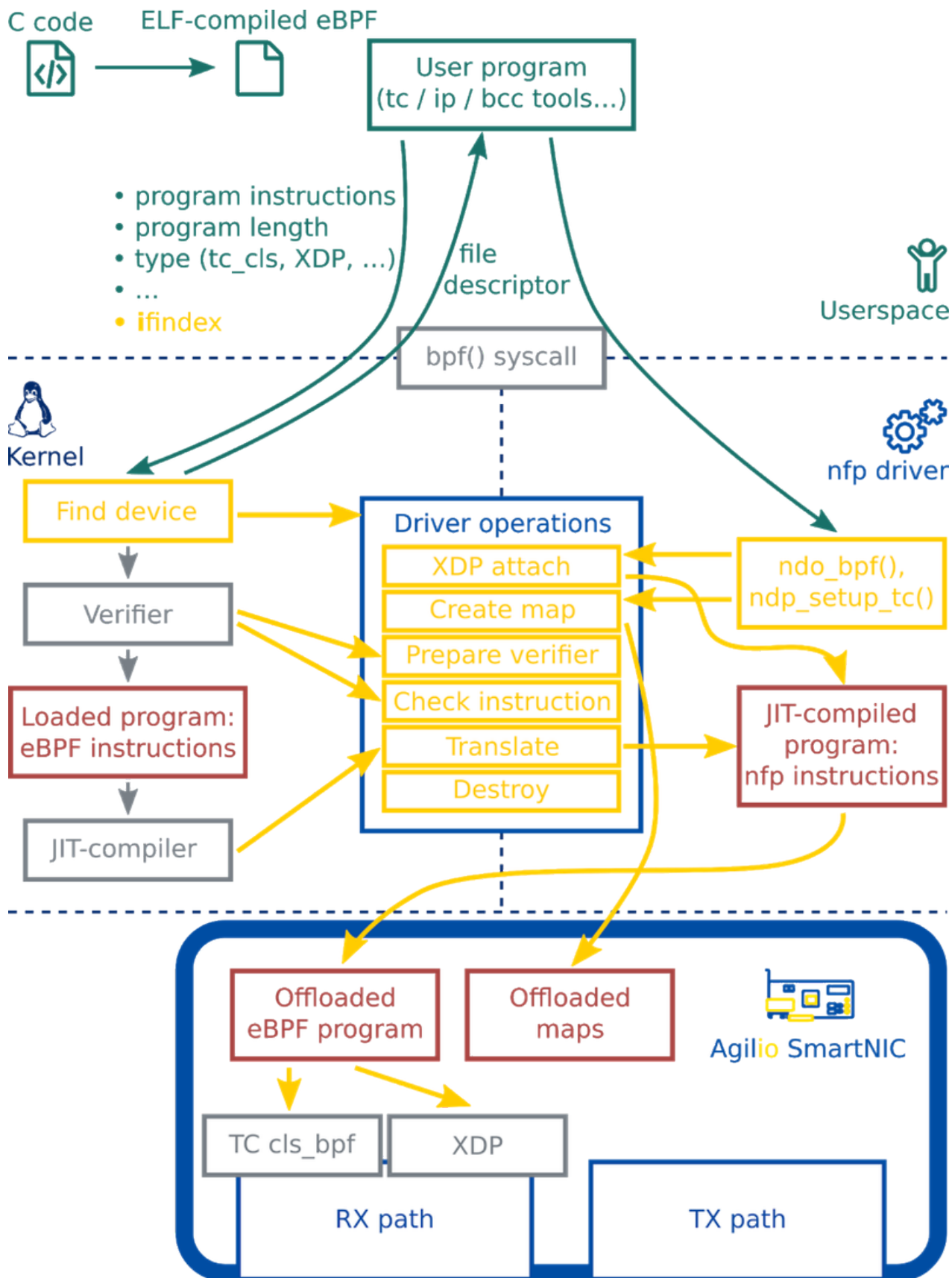


图：eBPF 程序可以嵌入的内核架构

SmartNIC 上 eBPF 硬件卸载流程

简单地说，eBPF 的硬件卸载需要以下这些流程：

1. 编写程序并获得 eBPF 字节码：将写好的 C 语言程序通过 eBPF 的 `clang` 与 LLVM 后端将 C 程序编译成 eBPF 字节码，得到 ELF 文件。
2. 加载入内核：通过调用 `bpf()` 系统调用将程序加载到内核中。当程序要被硬件卸载时，我们需要向系统调用传递一个额外的接口索引，以指示将要卸载的设备。
3. 验证安全性：因为 eBPF 的代码是跑在内核空间中的，为了保障内核的正常工作，该程序在内核中将会被 Verifier 验证，确保这个程序一定会终止，不会出现死循环，并且没有任何其他安全问题。
4. 使用 JIT 将 eBPF 字节码编译成本机指令。
5. 硬件卸载（offload）：包含 maps offload 和 program offload。



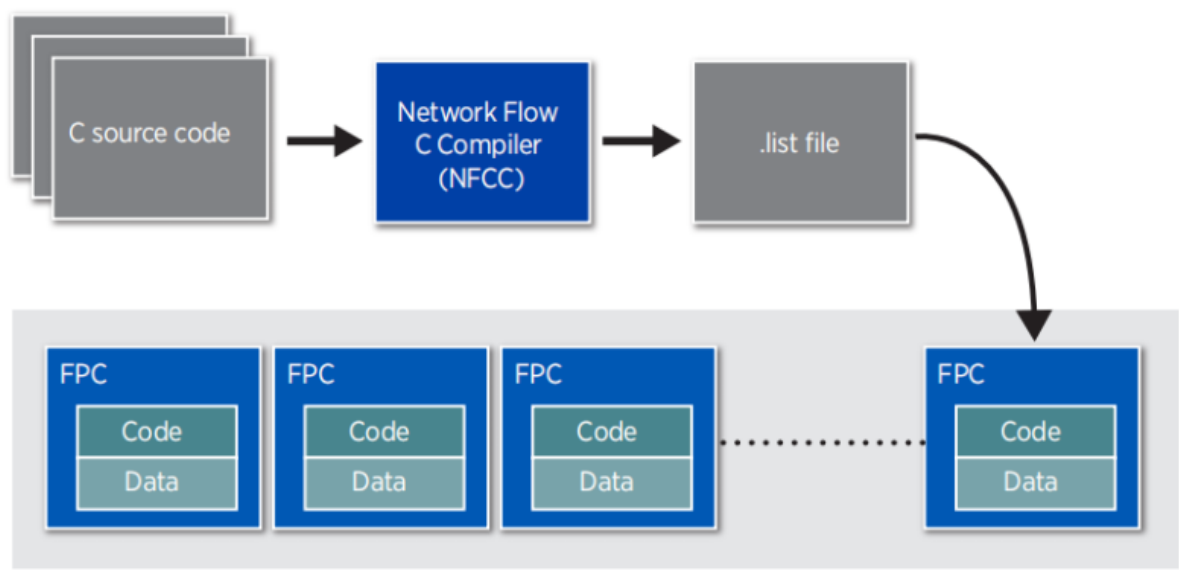
图：eBPF 硬件卸载到 SmartNIC 示意图

下面详细介绍 SmartNIC 对各个环节的支持。

编程、调试工具链

Netronome 提供了 `bpftool`，这是一个重要的调试 eBPF 程序、监视 maps 内容的工具。能让我们更好地开发 eBPF 程序并卸载到 SmartNIC 上。

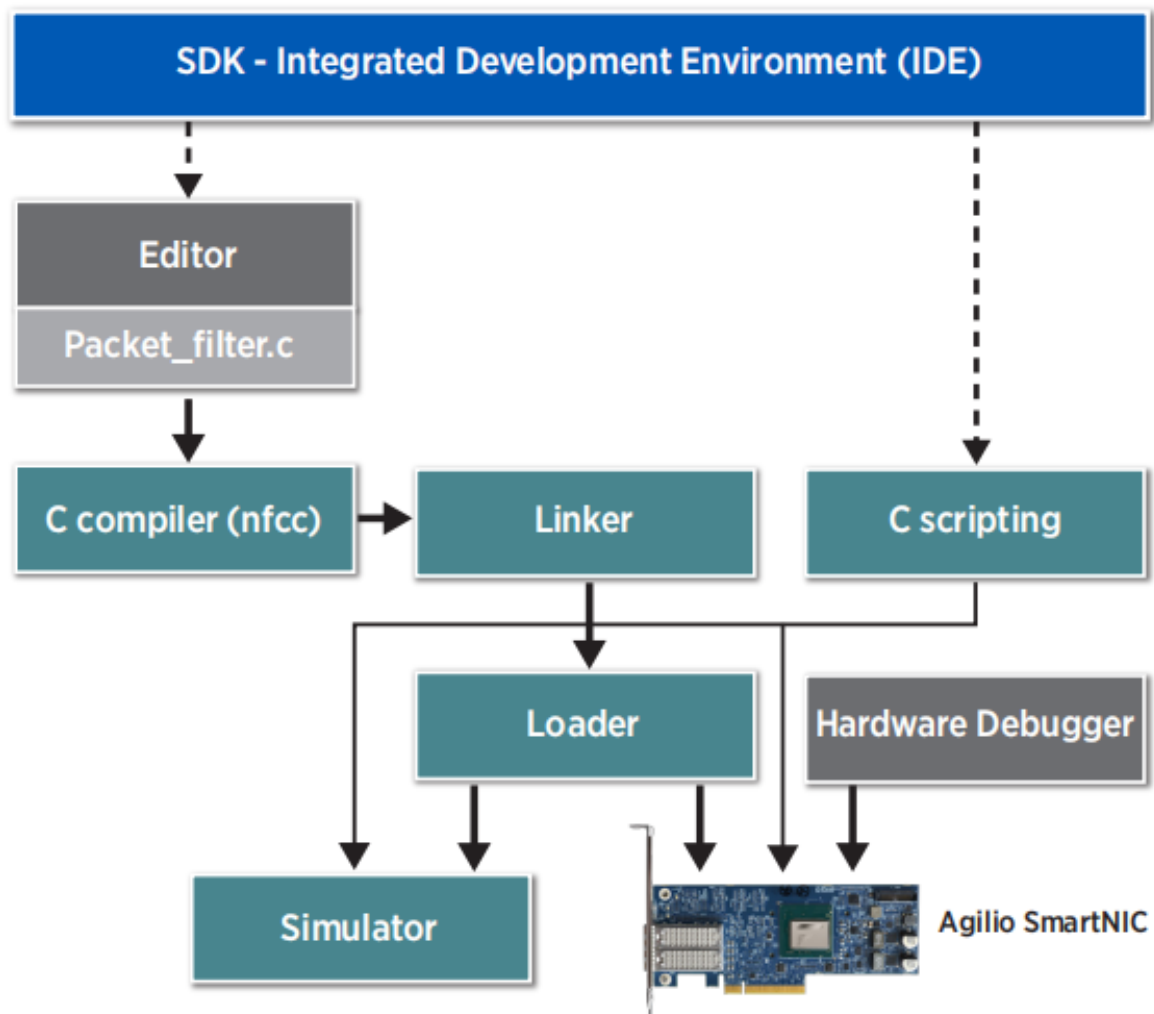
并且，Netronome 提供了完备的工具链：Software Development Kit（SDK）。它包含编译器，链接器以及能够精确到指令周期时间的模拟器（cycle accurate simulator），并将它们集成到了一个综合的开发环境中。SDK 在 Windows 平台上有图形化开发环境，在 Linux 平台上可以通过命令行使用。使用 SDK，我们可以直接使用 C 语言直接对 SmartNIC 进行编程。



图：C 语言对 SmartNIC 编程示意图

如图，我们可以使用 Network Flow C Compiler，这是一个经过优化的、适配数据流架构的 C 编译器，并为 C 语言提供了一些扩展语法（extensions）。

使用 SDK（Software Development Kit）IDE 的完整开发流程如下。



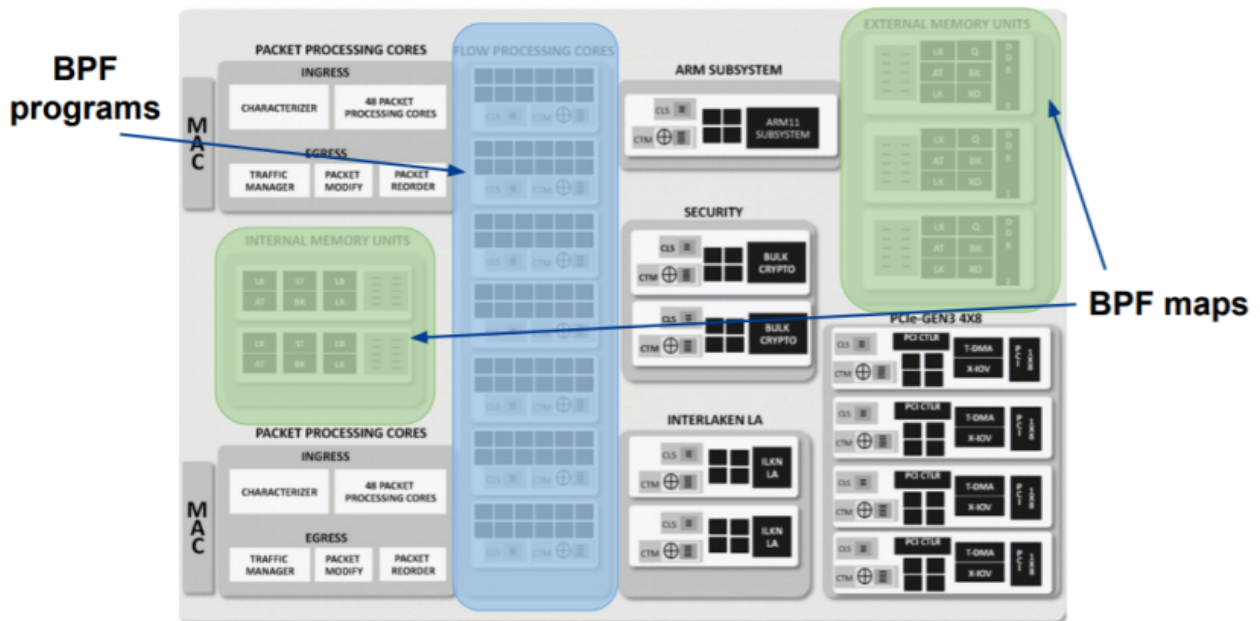
图：使用 SDK 的开发流程示意图

Maps 卸载

eBPF maps 的功能是：在不同的 eBPF 程序之间、eBPF 程序与内核程序之间、eBPF 程序与用户程序之间共享数据，还可以用于记录 eBPF 程序的状态。Maps 可以理解成是各种程序之间实现通信的一种十分重要的方法。

Maps 是一组键值对，它的数据结构是任意的。常用的两种是哈希表 maps 和数组 maps。

Maps 只能由用户空间中的程序通过 eBPF 系统调用来创建，一个用户程序能够创造多个 maps，并通过文件描述符去访问它们的内容。用户程序与 eBPF 程序都能够更改储存在 maps 中的内容，而且不同的 eBPF 程序能够并行访问同一个 maps。

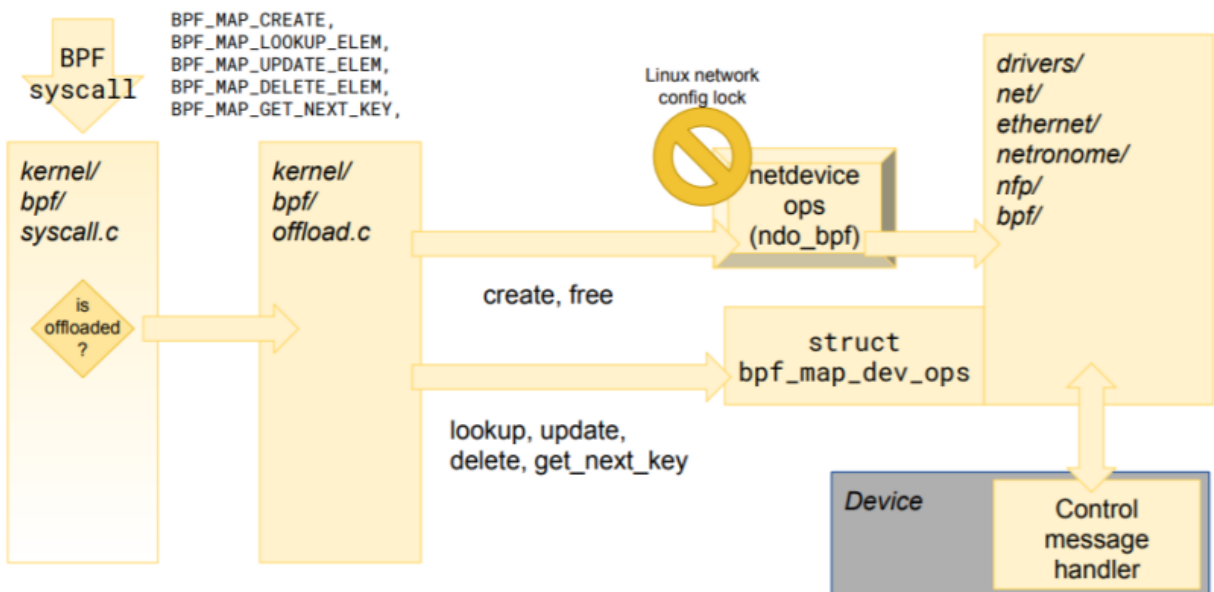


图：eBPF 程序与 maps 卸载到 SmartNIC 示意图

为了保持 eBPF 在卸载之后仍能有优秀的实时处理性能，maps 可以同样卸载到 SmartNIC 上。并且 maps 在卸载之后仍然可以被主机上的程序访问，SmartNIC 对 eBPF maps offload 的支持体现在以下几点：

1. 用户程序可以在用户空间读取 maps 内容，用于调试或者收集数据等。
2. 用户程序可以在用户空间修改 maps 中存储的数据，比如设置 eBPF 程序在运行时要使用的参数，如需要阻塞的 IP 地址的列表等。
3. 硬件卸载后的 eBPF 程序可以读取 maps 中的值，比如说从中读取一些必要参数等。
4. 硬件卸载后的 eBPF 程序可以修改 maps 中的值。因为这涉及到 eBPF 程序之间的同步问题，一般情况下需要引入锁。为了提高并发性，SmartNIC 提供了一种特别的“写入”原子操作。

目前 SmartNIC 已经支持最常用的数组 maps 和哈希 maps。



图：Map offload 流程图

BPF Helper Function

cBPF 和 eBPF 的区别之一就是 eBPF 程序可以在运行中调用 helper functions，而 cBPF 没有这种机制。

BPF helper function 是一类在内核中定义好的函数，eBPF 程序可以实时调用它们。这些 helper functions 可以理解成接口，为 eBPF 程序与内核交互、与它们工作的上下文交互提供了方便。例如，helpers 可用于打印调试消息、获取系统时间、与 eBPF maps 交互、操纵网络数据包等。

SmartNIC 当然也对 helpers 提供了必要的支持，并且提供了特定于设备的 helpers 实现。卸载后的 eBPF 程序可以通过特殊的 maps 与这些 helpers 交互，提高数据处理的效率。

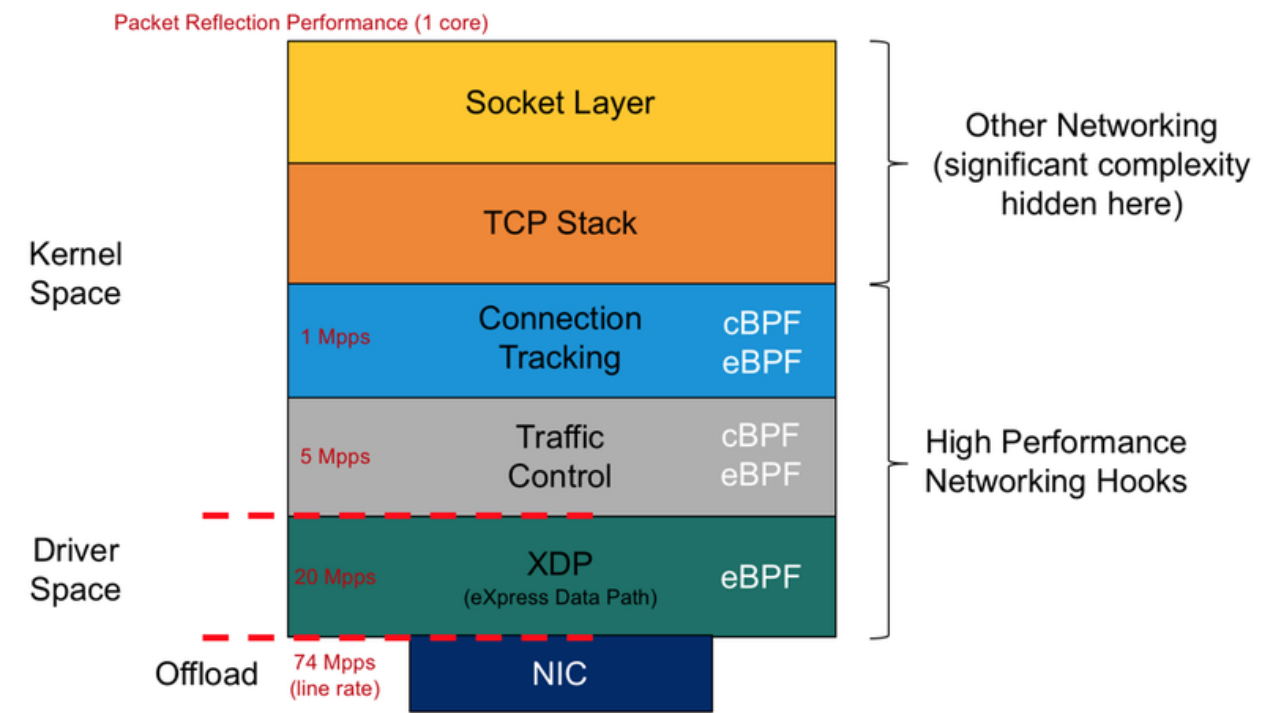
eBPF JIT 编译器

最新发布的 eBPF JIT compiler 已经可以支持间接逻辑移位与间接算术移位指令等少数在过去不能被编译的 eBPF 指令，同时 JIT 还可以检查一段指令序列中是否存在可以优化的部分，从而将原指令转化成另一端在机器执行中性能更好的指令。目前 JIT 仍在不断改进，有望在未来实现对以下功能更好的支持：

- 能够减少最终程序中的指令数量，以获得更好的性能或支持更高的指令总数。
- 能够通过支持在硬件上执行速度更快的指令来提升程序性能。
- 能够优化资源使用，例如在堆栈中使用的内存。

硬件卸载效果

在近年来高热发展的 Linux 网络数据处理架构中，TC 和 XDP 都选择将其 hooks 嵌入到网络数据通路中尽可能低的部分。下图展示的是所有使用 eBPF 的高速网络处理架构在数据通路的位置及单核包处理表现。

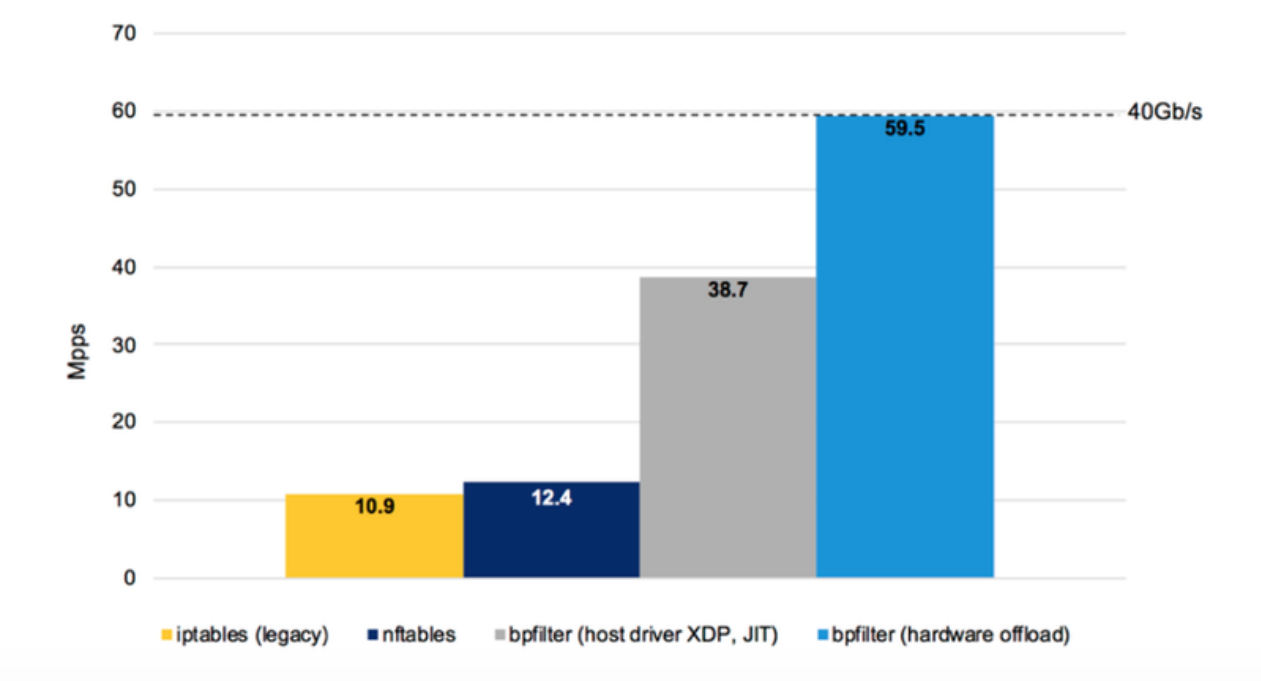


图：eBPF 高速网络处理架构在不同位置的性能比较

可以看到，层次越低，包处理的速度越快，而以硬件卸载方式的速度十分超群（单线运算速率是 XDP 的近四倍）。

bpfilter

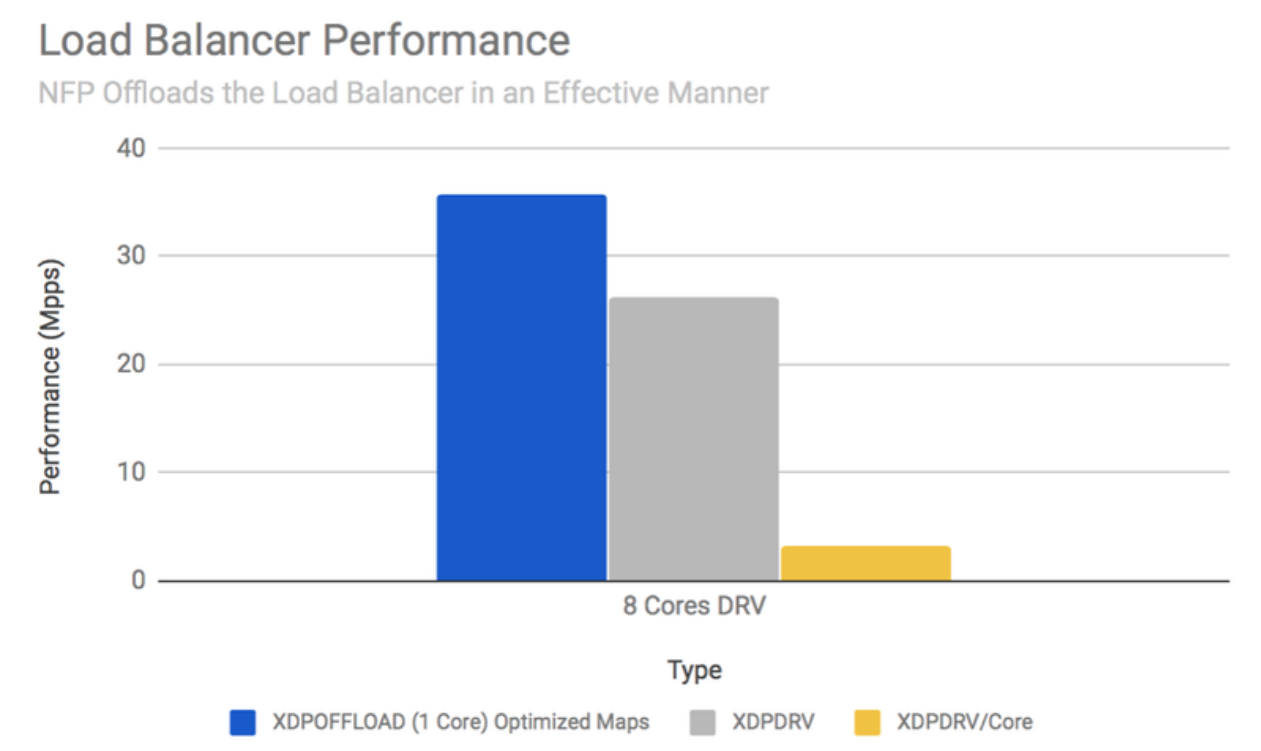
另一 eBPF 硬件卸载的发展结果是 bpfiler——同时兼顾加入 eBPF 的新特性与兼容固有防火墙与 ip 协议的高性能网络过滤内核模块。下图是将 bpfiler 硬件卸载到 SmartNIC 上，与使用八核处理器，使用旧有的传统 iptables 和较新的 nftables，其数据处理速度进行的对比。



图：bpfiler 性能对比

Load Balancer

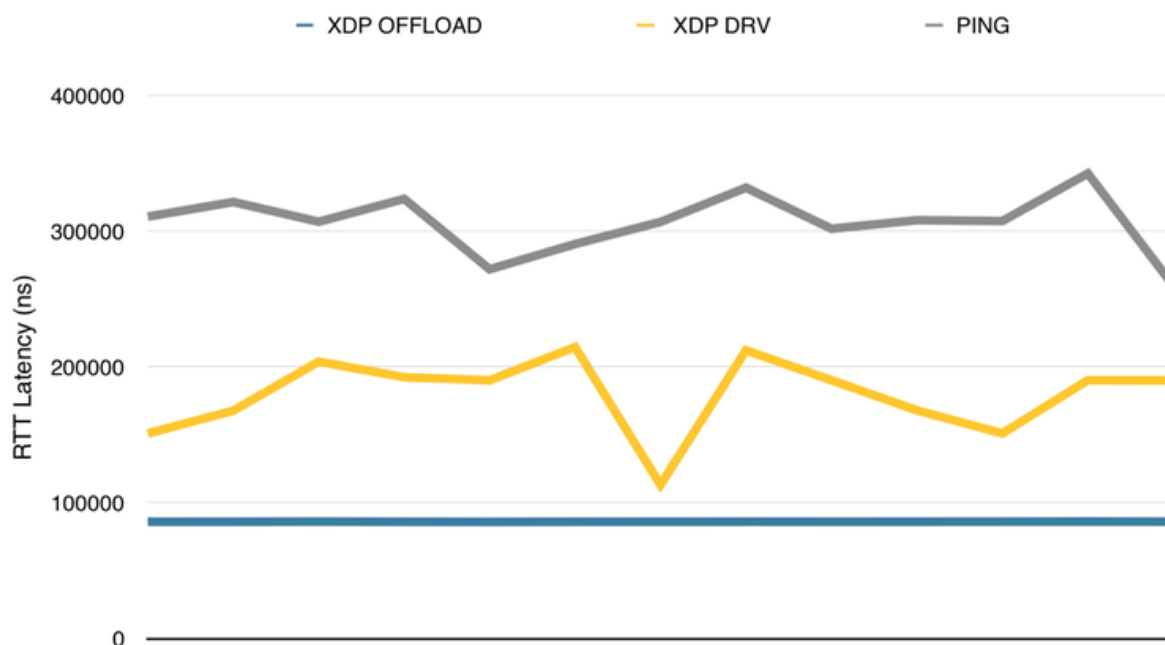
基于数据流处理器的网络处理硬件卸载的高效还源自于，它规避了传统架构（如 x86）在 PCIe 带宽限制上不可避免的障碍。下图是使用 XDP 执行负载均衡时，使用 Agilio SmartNIC 硬件卸载与网卡驱动层 XDP，及使用 Intel Xeon CPU E5-2630 的性能对比，前者的数据包处理表现近乎是后者单核的 12 倍。



图：XDP 在不同层处性能对比

XDP Latency

同时，低延迟性也是选择硬件卸载 eBPF 的关键理由。由于 eBPF 程序直接在网卡上运行，数据包不必在跨越 PCIe 带宽造成的障碍，进而达到改善负载平衡和维护 DDoS 网络安全。下图展示了 XDP 在硬件卸载和网卡驱动层两个方式下的延迟对比，特别的，硬件卸载的延迟十分稳定。



图：不同方式的延迟时间对比

AlexNet 在 Agilio SmartNIC 的实现

在 Agilio SmartNIC 上实现 AlexNet 的难点

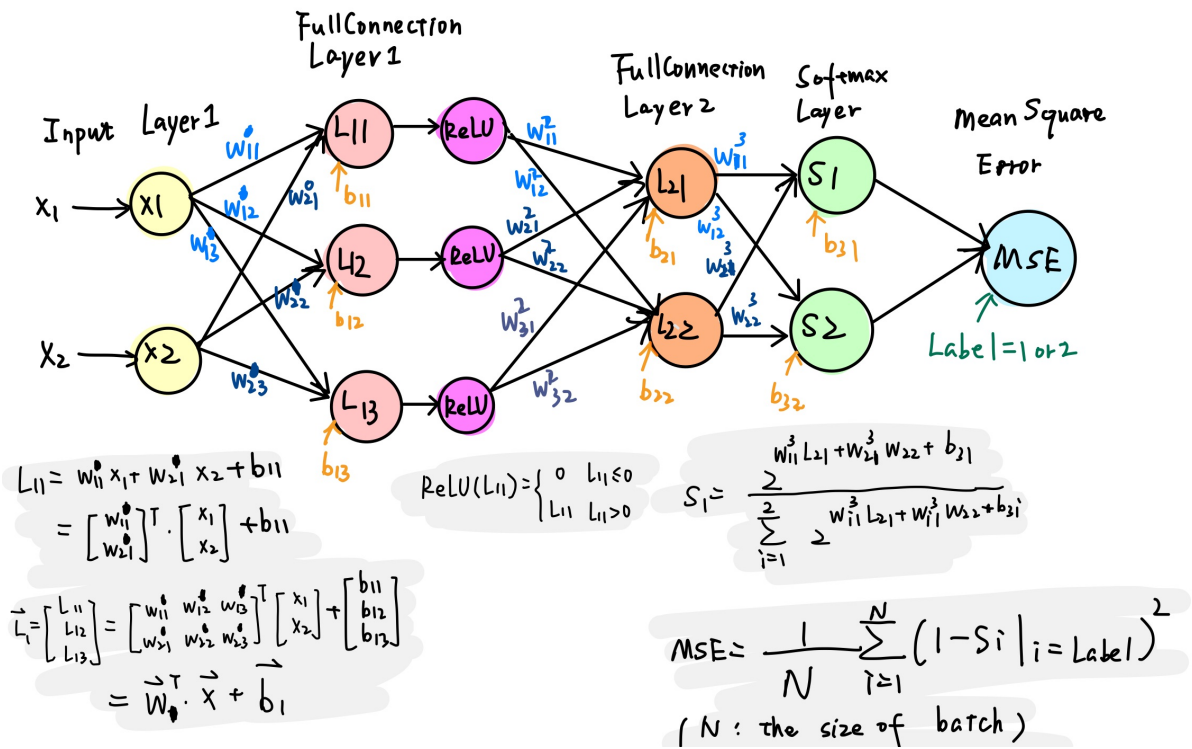
- AlexNet 参数量巨大，约 650K 个神经元，60M 个参数，630M 次连接，复现极为复杂。
- AlexNet 训练过程中使用的 Dropout 实现起来很困难。
- 涉及大量矩阵运算，尚未找到明确资料说明如何编程利用智能网卡对矩阵运算的支持单元。
- 最大的问题是参数的训练：BP 算法涉及到对损失函数求偏导，这在网络比较小时，可以采用提前求好算式把其写在程序里的方式实现，但是网络大时这种方式不可行。
- Agilio SmartNIC 上程序大小受到严格限制，存储能力有限，并且多核间通信以及保持数据一致性是一个很大的问题。
- 需要相对准确的时序控制来保证多个核心之间的正常协作，需要考虑给多核分配不同的任务，并且在合适的时间进行计算与记录。

实现思路

(1). 简化结构

我们的目标是实现一个基础的卷积神经网络，其结构如下：

输入 → 卷积层1 $\xrightarrow{\text{ReLU}}$ 池化层1 → 全连接层1 $\xrightarrow{\text{Softmax}}$ 输出



- 损失函数

采用均方误差函数 (Mean Square Error)

$$f_{\text{Loss}} = \frac{\sum_{i=1}^N (1 - S_i | i = \text{label})^2}{N}$$

其中 N 是一组训练样本 (batch) 的大小。

- Softmax

如前所述, 使用 2 代替公式中的 e

$$\text{Softmax}^*(x_i) = \frac{2^{x_i}}{\sum_{j=0}^n 2^{x_j}} \in [0, 1]$$

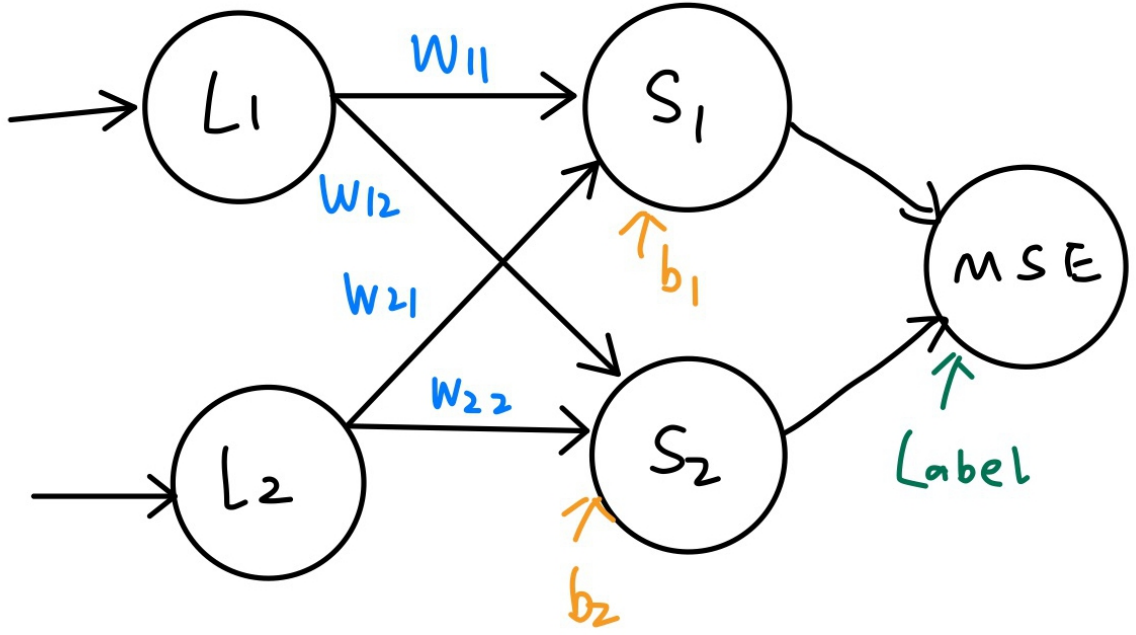
则

$$S_i = \frac{2^{w_{1i}^3 L_{21} + w_{2i}^3 L_{22} + b_{3i}}}{\sum_{i=1}^2 2^{w_{1i}^3 L_{21} + w_{2i}^3 L_{22} + b_{3i}}}$$

- 训练方法

由于网络结构简单, 可以由 BP 算法直接写出各参数的更新公式。

以全连接层 2 为例:



$$\begin{aligned}
 \frac{\partial f_{\text{Loss}}}{\partial \vec{W}} &= \left[\frac{\partial f_{\text{Loss}}}{\partial W_{11}}, \frac{\partial f_{\text{Loss}}}{\partial W_{12}}, \frac{\partial f_{\text{Loss}}}{\partial W_{21}}, \frac{\partial f_{\text{Loss}}}{\partial W_{22}} \right] \\
 &= \frac{\partial f_{\text{Loss}}}{\partial \vec{S}} \frac{\partial \vec{S}}{\partial \vec{W}} \\
 &= \frac{2}{N} \times \left[n_1 \frac{d(1 - S_1)}{dS_1}, n_2 \frac{d(1 - S_2)}{dS_2} \right] \begin{bmatrix} \frac{\partial S_1}{\partial W_{11}} & \frac{\partial S_1}{\partial W_{12}} & \frac{\partial S_1}{\partial W_{21}} & \frac{\partial S_1}{\partial W_{22}} \\ \frac{\partial S_2}{\partial W_{11}} & \frac{\partial S_2}{\partial W_{12}} & \frac{\partial S_2}{\partial W_{21}} & \frac{\partial S_2}{\partial W_{22}} \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

采用差分方式代替偏导。并将各参数放大 $2^7 = 128$ 倍以提高精度。

$$\frac{\partial S_1}{\partial W_{11}} = \frac{S_1(W_{11}) - S_1(W_{11} - \Delta W_{11})}{W_{11} - \Delta W_{11}}$$

然后利用梯度下降公式更新参数：

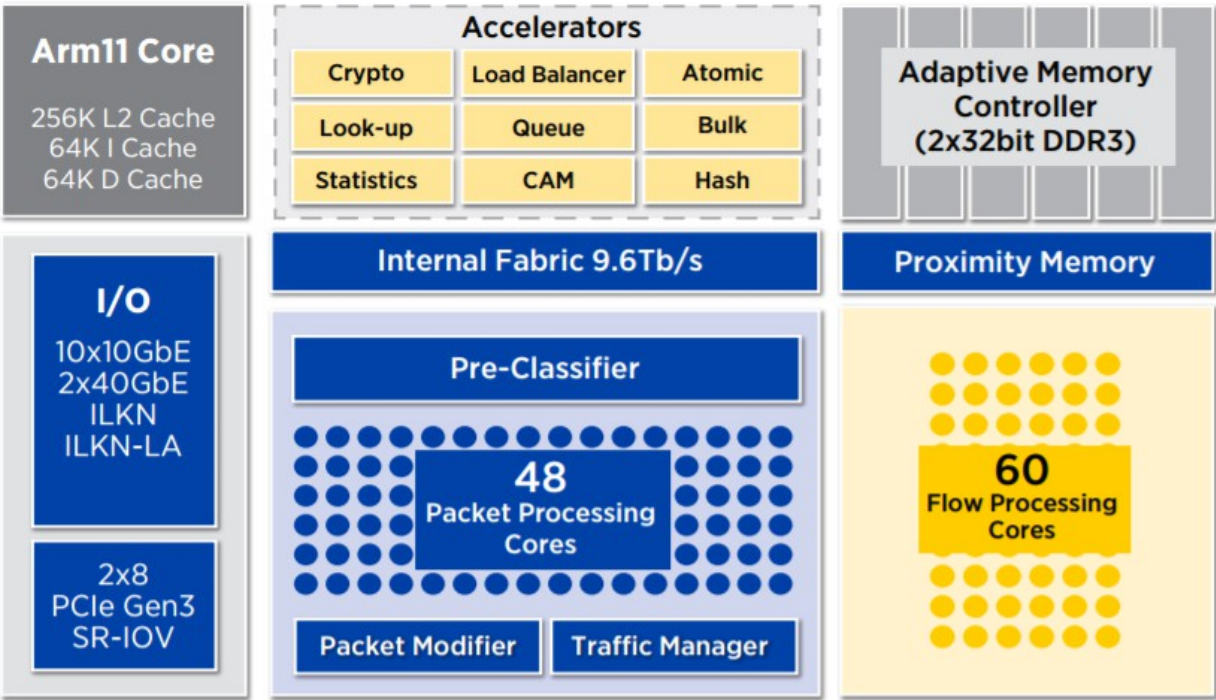
$$W' = W - \eta \times \frac{\partial f_{\text{Loss}}}{\partial W}$$

(2). 算法实现

Agilio SmartNIC 上有很多相对独立的流处理核心，可以给每个核心分配不同的计算任务，使其充当上述神经网络中某一个节点或者计算对应的梯度，并且给两个隐藏层分配一定的存储空间来储存权重矩阵和偏置参数以及中间数据。此外还应有整体控制模块，用来发出信号，控制每个核心的工作顺序。

计算节点在接收到信号后开始从固定位置获取信息，并完成该节点的计算任务，然后在合适的时间存储，以供下一层节点使用。

整个迭代过程分为输入数据，前向传播，计算梯度，更新参数。其中后面三个阶段均会涉及到多个处理核心之间的通信，以及核与存储之间大量数据读写。



NFP-4000 Flow Processor Block Diagram

上图是 NFP-4000 流处理器的主要功能部件示意图，其包含 60 个可编程的流处理核心，19MB 的片上存储，并且支持 2*32b 或 64b 的 DDR3。

数据存储

整个网络的数据包含两个主要部分：权重、偏置等参数（大型矩阵）以及当前正在计算的中间结果、梯度（向量）。前者需要更多的存储空间（MB 级别），并且在每次反向传播完成后才会修改。因此，将权重、偏置等参数存放在外部的 Adaptive Memory 中，而当前正在计算的数据记录在寄存器中。

官方文档（“Network Flow C Compiler User's Guide”）中给出了寄存器和内存的介绍：

a). 寄存器

- 通用寄存器General Purpose Register: GPR
- 传输寄存器Transfer Registers: XFR
- 邻居寄存器Next Neighbor Register: NN
- 不定寄存器Volatile Register

每一个 NFP 支持 256 个通用寄存器，这些寄存器被划分成两个 banks - A&B，这里需要注意的是每个指令周期内只能读取一个 bank 中的一个寄存器，如二元运算 $w = r1 + r2$ ，若 $r1$ 与 $r2$ 在同一个 bank，编译器会在编译时隐性增加数据转移指令将其中一个数据先移到不同 bank。

每个NFP还支持 512 个传输寄存器（其中256个 Transfer_In registers for I/O, 256 个 Transfer_Out registers for I/O）

并且每个NFP有128个邻居寄存器（NN）。NN 可以用于两个相邻NFP核心之间的通信，是我们需要重点关注的。NN有两种工作模式，可以对 CTX_ENABLE CSR 的NN_MODE 位进行修改。

当 NN_MODE = 0 时，核心 A 不能向自己的NN中写数据而只能读，但可以向相邻的核心 B 的NN中写数据；NN_MODE=1时，核心A只能读写自己的NN。

b). Memory

包含了处理器核心内的 Local Memory 以及处理器外部的：

- SRAM（为了向后兼容而留下）
- MEM（包含IMEM，EMEM和CTM）
- Cluster Local scratch (CLS)

每个NPU都有一个私有的Local Memory，大小是1024 longwords。

需要注意的是，寄存器与 Momory 数据交换时需要使用传输寄存器（XFR）

XFR有 read XFR（作为Memory source），write XFR（作为Memory destination）（P45）。需要注意的是，C代码中涉及对内存数据的读写时，编译器会自动保证数据的同步性。（P44）

此外在官方文档（“Microcode Standard Library Reference Manual”）中提供有 `buf_alloc()` 和 `buf_free()` 函数，可以在程序内分配和释放 S/DRAM 的存储空间。以及控制 sram 读写的以及直接对存储内容增减的函数，包括 `sram_read()`、`sram_write`、`sram_bits_clr()`、`sram_bits_set()`、`sram_add()`.....（见文档 2.24）并且提供了实现队列的一系列函数。

数据计算

计算主要涉及到前馈中的矩阵运算、Softmax 函数的指数运算、高精度除法和大规模的累加。

查阅文档并未发现有专门针对矩阵运算的函数，因此可以考虑利用硬件结构进行矩阵乘法的优化。注意到多个流处理核心可以并行工作而且计算完成后的到的是一个 n*1 的向量，因此可以并行计算矩阵乘法中每行的乘加计算，并直接存放到向量中元素对应位置，从而实现时间复杂度为 O(n) 的矩阵乘法。

对于乘法计算，

查阅文档（Micro-C Standard Library Reference Manual），以使用 intrinsic function 实现乘法运算：

```
// 16b * 16b
unsigned int multiply_16x16(unsigned int x, unsigned int y)

//取低32b
unsigned int multiply_32x32_lo(unsigned int x, unsigned int y)

//取高32b
unsigned int multiply_32x32_hi(unsigned int x, unsigned int y)
```

例如：

$$\begin{aligned}y_1 &= w_1 \times x_1 + b_1 \\ y_2 &= ReLU(y_1)\end{aligned}$$

```
__declspec(gp_reg) unsigned int y1,y2,w1,b1;
```

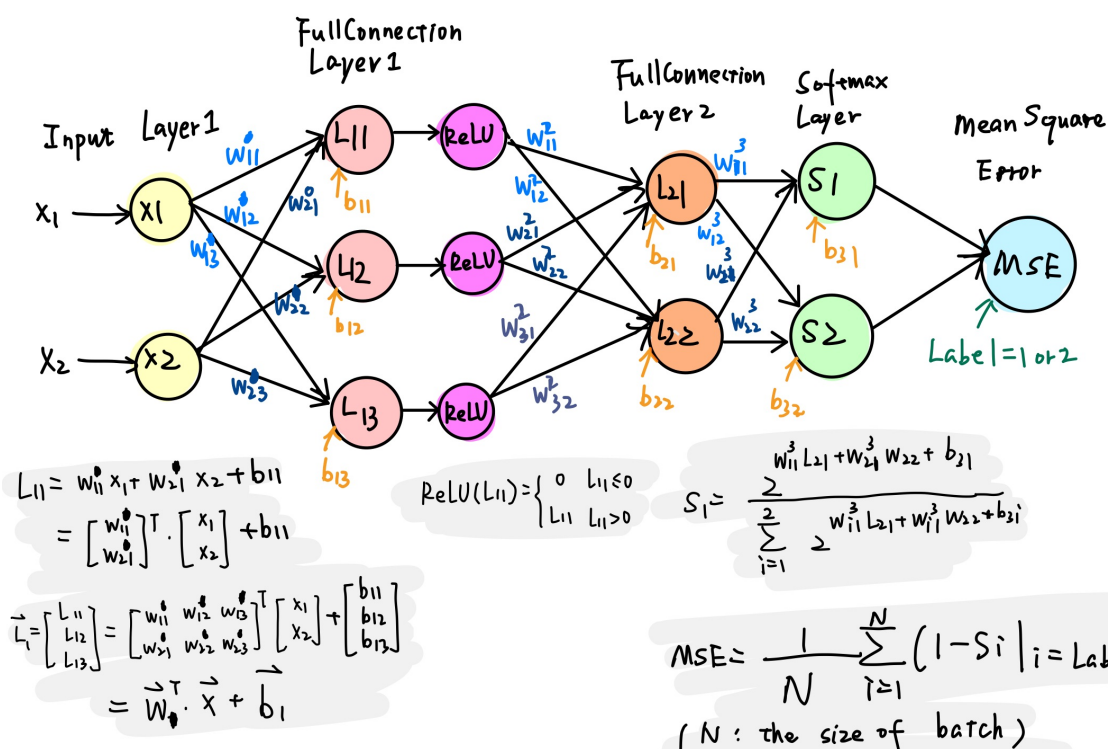
```
y1= multiply_16x16(w1,x1)+b1;
```

```
y2=(y1>0)?y1:0;
```

对于 Softmax 函数，可以将 e 指数对数运算简化为 2 次幂，以及 2 对数，在文档 2.15 提供了相应的除法和取对数运算 `math_log2(out_result, in_arg, IN_ROUND)`、`math_int_div(out_q, in_numerator, in_denominator)`。

核心之间数据共享与同步

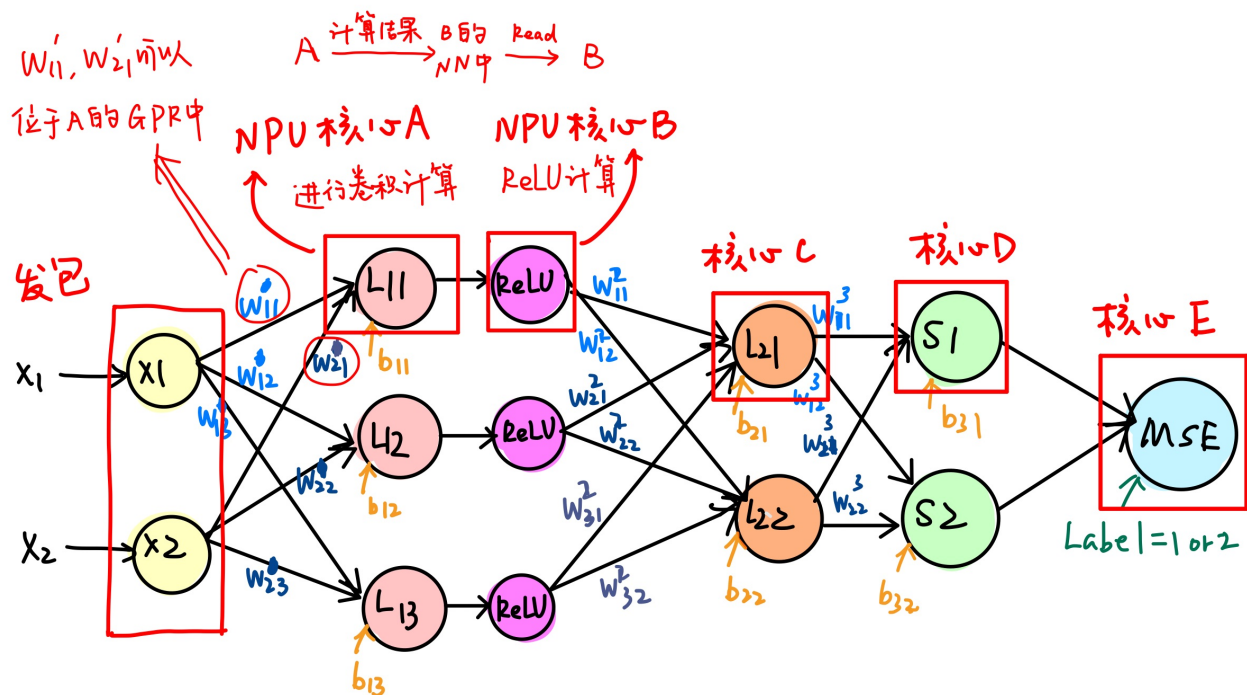
我们知道，多个计算核心之间需要进行通信，比如下图中： L_{11} 节点与 ReLU 节点需要通信



设计如下图：

通信参考：

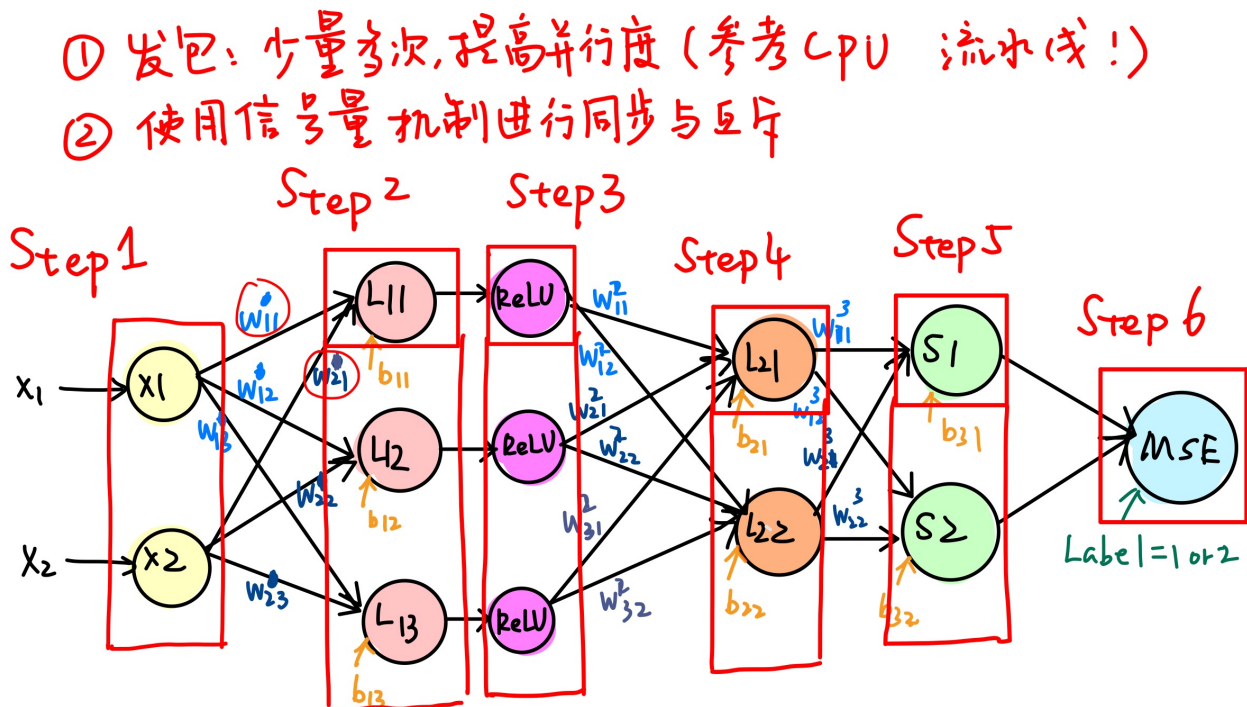
1. Next Neighbor Register
2. 一种名叫 Reflector 的运算 (UG_nf6000_nfcc.pdf P46)



分析后发现：

(w'_{11}, w'_{21}, b_{11}) 这三个参数可以存储在核心 A (L_{11} 节点) 的 GPR 中。因为这三个参数并未被其他节点所使用。

但还有一个核心计算先后顺序的问题。如下图：



信号量机制参考：

1. Signals (UG_nfp6000_nfcc.pdf P46)
2. Semaphore Library (UG_nfp6000_nfcc.pdf)

多核心协作

如前所述，若想充分利用多个核心性能，需要同时处理不同计算任务，因此要考虑将多个线程分配给不同的核心处理，这就涉及到多个线程的同步、互斥，并且需要有一个主控程序控制算法整体的运作。

注意到整个算法包含了前馈和反馈两个相互独立的阶段，需要进一步考虑是主控制程序仅负责时序控制，即事先给每个核心分配单一任务，仅在合适的时间开始执行计算任务；还是由主控制程序动态分配每个核心执行的任务，并且负责数据收集和存储。

文档在 2.25 给出了线程同步的机制和相关函数，可以在后续尝试中选择合适的实现方式。

技术路线

综合上述内容，得出结论：eBPF 程序通过已有的官方工具，可以方便地编程到高度支持硬件卸载的 Agilio SmartNICs 上，并有效规避传统冯诺依曼架构中数据传输和计算的瓶颈，利用数据流处理器的高性能和高度并行性，获得高性能网络处理所需要的更高速的包处理和更低的延迟。

本课题小组的基本思路是：不依赖或尽可能少地依赖操作系统内核与传统冯诺依曼架构上的硬件，在 Agilio SmartNIC 上独立处理网络包和网络数据；利用数据流架构的高效和高度并发来获得更快速、更低延迟的网络包处理。使用 C 语言编写实现各种网络处理功能的 eBPF 程序并最终编译成 SmartNIC 指令，同时根据不同的网络处理需求，优化指令序列，并最终利用 Netronome 产品开发的 eBPF 各个硬件卸载工具，编程到智能网卡上。项目目标是：获得尽可能高的数据包处理速度，获得纳秒级的处理延迟与“终端到终端”响应时间。

计划使用的各项工具有：

- 网卡型号：Agilio CX 2x10GbE。
- 配套软件：Agilio eBPF Software 等。
- 操作系统使用 Linux

参考文献

1. [Linux网络 - 数据包的接收过程](#)
2. [Linux网络 - 数据包的发送过程](#)
3. [Von Neumann architecture - Design limitations](#)
4. [NFP-4000 Theory of Operation](#)
5. [Increase Application Performance with SmartNICs](#)
6. [BPF, eBPF, XDP and Bpfilter... What are These Things and What do They Mean for the Enterprise?](#)
7. [Open Source Packet Filtering: eBPF at FOSDEM'19](#)
8. [Network hardware offload](#)
9. [FRnOG 30: Faster Networking à la française](#)
10. [Ever Deeper with BPF – An Update on Hardware Offload Support](#)
11. [eBPF maps](#)
12. [BPF Hardware Offload Deep Dive](#)
13. [BPF-HELPERS](#)

14. [Demystify eBPF JIT Compiler](#)
15. [ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks](#)
16. [实例详解神经网络的back propagation过程](#)
17. [多类别神经网络 \(Multi-Class Neural Networks\): Softmax](#)
18. [ImageNet](#)
19. AlexNet 结构:
 1. http://cvml.ist.ac.at/courses/DLWT_W17/material/AlexNet.pdf
 2. http://vision.stanford.edu/teaching/cs231b_spring1415/slides/alexnet_tugce_kyunghee.pdf
20. 全连接层: <https://zhuanlan.zhihu.com/p/33841176>