

浙江大学

硕士学位论文



论文题目 图像信号处理器 (ISP) 的实现和 FPGA 验证

作者姓名 薛 江

指导教师 史 峥

学科(专业) 电路与系统

所在学院 电气工程学院

提交日期 2007 年 5 月

摘要

ISP (Image Signal Processor) 即图像信号处理器。它作为一种专用数字集成电路, 对从 CMOS 传感器中输出的图像数据进行处理, 得到经过复原、增强后的数字图像, 使其更加接近现实中人眼所看到的图像。

简要介绍了 CMOS 传感器的工作原理以及进行后期图像处理的必要性, 和 ISP 的输入图像数据格式——bayer 型。其后给出了 ISP 中图像处理流程图, 主要探讨了 ISP 中几大重要模块的工作原理, 详尽地分析了已有的算法, 比较了各种算法的优劣, 并且提出了一些新的方法和见解, 最后还进行了硬件的实现和 FPGA 的验证。在 ISP 中, 依次分析了线性纠正、空间域中的噪声消去、空间域中的坏点去除、图像的内插、自动白平衡、自动曝光控制等模块, 将多种算法进行了比较, 并且在硬件实现中进行了一定的优化。最终, 将综合后得到的电路下载到 FPGA 板中, 对 ISP 中各模块的功能进行了验证, 对每个模块处理效果进行了比较。

关键字: ISP; 线性纠正; 滤波器; 内插; 自动白平衡; 自动曝光控制; FPGA

ABSTRACT

ISP is the abbreviation of Image Signal Processor. It processes the data from the CMOS sensor as ASIC. It recovers, enhances the image, and makes the output image be close to the real world which people feel.

Introduce the theory of the CMOS sensor, the necessity of the image's post processing, and the output format from the sensor—bayer pattern. Then propose the ISP's flow, and analyze some important modules including the theories and the algorithms. Meanwhile compare the advantages and disadvantages of the algorithms and bring some new methods and ideas. At last, complete the hardware implement and the verification at FPGA. In ISP, take turns to analyze the linearity correction, de-noise, de-defect, interpolation, AWB, AEC, also take some optimizations. Finally complete the synthesis and download the circuit into the FPGA, and check the each module's function and each step's effect.

Keywords: ISP; LC; filter; interpolation; AWB; AEC; FPGA

图 目 录

图 2.1	图像传感器结构	10
图 2.2	CDS 电路	10
图 2.3	PPS 像素结构	11
图 2.4	对数响应型像素结构	12
图 2.5	光敏二极管型像素结构	13
图 3.1	ISP 的结构流程图	15
图 3.2	传感器的响应曲线	16
图 3.3	分段线性函数	17
图 3.4	线性纠正电路图	18
图 3.5	图像退化/复原过程的模型	19
图 3.6	对 R 点滤波时的 5×5 邻域	22
图 3.7	计算 C_weight 的曲线	23
图 3.8	对 B 点滤波时的 5×5 邻域	24
图 3.9	对 G 点滤波时的两种不 5×5 邻域	24
图 3.10	去噪和去坏点电路结构简图	27
图 3.11	G 点的 5×5 邻域	29
图 3.11	G 点的 5×5 邻域	31
图 3.13	内插结构图	32
图 3.14	对 R 插值的 5×5 邻域	32
图 3.15	对 G 插值的 5×5 邻域 (R 位于中心 G 点左右)	34
图 3.16	对 G 插值的 5×5 邻域 (R 位于中心 G 点上下)	36
图 3.17	内插电路结构简图	38
图 3.18	灰度世界白平衡的流程图	43
图 3.19	自动白点搜索白平衡流程图	45
图 3.20	增益计算的框图	47
图 3.21	自动搜索白点白平衡的电路结构简图	49
图 3.22	AEC 算法流程图	51

图 4.1	ISP 的输入数据图像	53
图 4.2	经过线性纠正后的图片	54
图 4.3	经过去噪和去坏点后的图像	54
图 4.4	经过内插后得到的图像	55
图 4.5	经过自动白平衡后的图像	55

表目录

表 3.1	bayer 型排列方式	16
-------	-------------	----

独创性声明

本人声明所呈交的学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。据我所知，除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得 浙江大学 或其他教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示谢意。

学位论文作者签名：

签字日期：

年 月 日

学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解 浙江大学 有关保留、使用学位论文的规定，有权保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和磁盘，允许论文被查阅和借阅。本人授权 浙江大学 可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编学位论文。

（保密的学位论文在解密后适用本授权书）

学位论文作者签名：

导师签名：

签字日期： 年 月 日

签字日期： 年 月 日

学位论文作者毕业后去向：

工作单位： 格科（上海）微电子有限公司

电话：021—58968520

通讯地址： 上海浦东新区龙东大道 3000 号 1 号楼 705

邮编：201203

第一章 绪论

1. 1 数字图像处理的发展状况

伴随着电子技术的不断进步和数字化信息时代的到来,消费类电子产品得到了巨大发展,不仅其性能得到了大幅度地提升,而且价格也越来越低,已经进入了普通消费者的家庭。其中以数字图像处理领域的发展最为迅速。通过数字化的处理可以给我们提供更好的图像质量和更高效的传输方式。因为芯片性能和信道带宽的不断提升,数字图像的解析率不断的提高,其中静态图片达到千万像素以上,动态图像达到了 1080P(1920*1080)的分辨率,大大超过了传统的模拟信号所能够达到的清晰度,并且这种分辨率提高没有减弱的趋势。同时,由于采用了数字方式来处理图像,每个像素分为 RGB 三种基色,每种基色占用 8bit 的带宽,每种基色可以产生 256 种阶梯灰度,因此这种 24bit 色深的方式一共可以提供 1600 万色的彩色图像,使每个图像像素的色彩更加丰富,能够更好的还原现实世界的色彩景象,这些对于传统的模拟的图像处理来说都是不可企及的。另外,在传输过程中,数字信号只有 0、1 两种状态,相对于模拟信号而言,具有很强的抗干扰能力,能够达到很高传输速度。所以,数字图像处理的应用越来越广泛,逐渐占据了统治地位。

2. 2 数字图像处理简介

现实世界的图像不能直接被数字计算机处理,它们必需首先被数字化。数字化,即是对图片进行采样和量化的过程,然后转化成数据矩阵,用一组矩形阵列数据来表示一帧物理图像。物理图像被矩形采样网格分割成许多小的区域,即像素。每个矩形阵列元素的值代表相应物理图像的像素的采样亮度,该矩形阵列数据组就是数字图像,其元素也称为像素。黑白数字图像的每个像素用一个值代表亮度,彩色数字图像的每个像素用三个值分别代表三基色的亮度。

在数字图像处理领域,具有代表性的是数码照相机和数码摄像头。它们是与计算机配套使用的,新兴的数字图像设备,是集光学,机械学和电子学于一体的

现代高新技术产品，集成了图像信息的处理，存储和传输等各种部件。其工作流程如图 1.1 所示。与传统照相机不同，数码照相机不使用胶片，而是使用固体图像传感器和半导体存储器。它们具有体积小、重量轻、寿命长、产生电信号等优点，其中图像传感器完成物理图像的分割采样功能。同时在内部又集成了图像信号处理器（ISP），对从传感器中输出的原始图像进行后期的处理，使之更加接近所拍摄的真实场景。

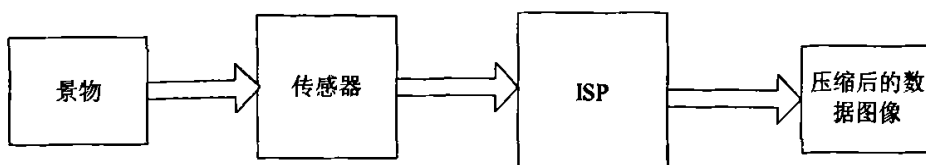


图 1.1 图像处理流程

以前数码相机主要是用 CCD 作为图像传感器，它具有图像质量好、色彩饱和度高、动态图像帧率高、噪声小等优点，对于后续的图像处理技术要求不高；但是 CCD 传感器需要采用特殊的制造工艺，单位像素感光面积大，一旦其中一个像素点出现问题，将会导致一条线上的图像无法生成，因此成品率低，价格昂贵，另外 CCD 需要使用多电源供电，使电源网络变的更加复杂，同时也会消耗更多的电量，这些缺点成为 CCD 在譬如手机等低耗电移动设备使用中的致命的缺陷。而且这种技术基本为日本企业所掌握，图像的分辨率也难以提高。然而目前兴起的 CMOS 图像传感器技术可以很好的弥补 CCD 的不足，它可以利用传统的 CMOS 工艺制造，成本很低，并能够采用高度集成的模式，提供很高的图像分辨率，例如佳能、索尼等厂商已经出产了基于 CMOS 的千万像素级别数码相机，而且价格低廉，它们走入了寻常百姓的家庭。因此由目前的发展情况来看，基于 CMOS 的图像传感器大有取代传统的 CCD 传感器的趋势。由于 CMOS 传感器的低成本、低功耗和高集成度的特点，它也被广泛运用于 pc camera 和手机的摄像头中。但是 CMOS 传感器由于自身的先天不足，也存在着很多缺陷。譬如说，由于集成度很高，尺寸很小，所以单位像素的感光面积很小，光通量较小，导致芯片中的光电二极管曝光量不足，所以要增加曝光时间来使其感光，从而导致图像生成的速率较慢，致使 CMOS 传感器的动态图像的帧率要明显的低于 CCD 的，但是这个差距在随着工艺技术的不断进步，正在日益缩小。CMOS 传感器由于曝光时间长，同时还会对外部的噪声产生积累效应，尤其是在外界光线

不足的情况下，会发现整个图像被高斯噪声所污染。尤其是在暗光的情况下，CMOS 相对于 CCD 的图像质量将更为糟糕。另外当数据经过 ADC 转换器时，又会引入一些噪声。所以对 CMOS 传感器中产生的图像进行后期的处理非常重要，这个艰巨的任务就交给了图像信号处理器 ISP (Image Signal Processor)。

当今的 CMOS 图像转换技术不仅服务于“传统的”工业图像处理，而且还凭借其卓越的性能和灵活性而被日益广泛的新型消费应用所接纳。最初，CMOS 图像传感器被应用于工业图像处理；在那些旨在提高生产率、质量和生产工艺经济性的全新自动化解决方案中，它至今仍然是至关重要的一环。据市场研究公司 IMS Research 的预测，在未来的几年中，欧洲工业图像处理市场的年成长率将达到 6%，其中，在相机中集成了软件功能的智能型解决方案的市场份额将不断扩大。在德国，据其全国工具机供应商协会 VDMA 提供的数据，2004 年的图像处理市场增长率达到了 14%。市场调研公司 In-Stat/MDR 亦指出，单就图像传感器的次级市场而言，其年增长率将高达 30% 以上，而且这种情况将持续到 2008 年。最为重要的是：CMOS 传感器的增长速度将达到 CCD 传感器的七倍，照相手机和数码相机的迅速普及是这种需求的主要推动因素。

目前图像处理每年拥有数十亿美元的市场，而且不断递增，作为图像处理中不可或缺的一部分，ISP 表现出了很好的发展前景。ISP 主要是利用硬件来实现图像的增强、复原等操作，它相对于单纯用软件而言有着无法比拟的速度优势，尤其在百万像素以上的处理中。在目前多种领域的应用中，利用软件对图像进行操作已经不再现实了。但是 ISP 以其出色的性能则可以胜任此任务。

相对于以前的老式相机而言，CMOS 传感器就相当于那时的底片，ISP 就是对于光圈调节、快门设置、底片冲印等问题的数字电路解决方案。由于集成电路的巨大发展和各种效能更高的算法的提出，ISP 的功能不断增强，对于图像的处理效果突飞猛进，诸如数码相机的拍照效果已经接近并超越了传统的胶片相机的拍照效果，并且以其即拍即所得和易用性的优点，渐渐地取代了胶片相机。ISP 则在其中发挥了关键性的作用。它可以在线地及时纠正拍摄过程中的缺点，例如对于过暴问题的解决，大大降低了摄影技术的门槛。它还提供更多更灵活的操作，使每一个普通人都能拥有专业摄影师的技术。

无论数码相机、摄像机或者摄像手机，其影像数据从前端感应后，皆须经过

ASP (Analog Signal Processing)、ADC (Analog-Digital Converter)、影像处理 (ISP) 三个阶段后, 影像数据才能最终呈现于终端设备上。

ISP 属于一种专用集成电路, 可以采用专用的指令集或者流水线方式对图像进行实时的处理。它拥有可配置的寄存器, 在默认参数下自动工作时, 相当于照相机中的傻瓜相机, 可以对大部分场景中的图片进行复原; 但是当要获得更好的图像或者是在特殊的场景或者在特殊的光源下, 可以对寄存器中的参数进行重新配置, 就好比照相机中的手动调节功能, 比如其中的增益设定就等于相机中光圈大小的调整和底片的选择。

目前市场上, 中星微电子、Micron Technology、Omnivision 等国内外厂商都提供自己专有 ISP, 用于对原始图像的处理。这些产品主要用于电脑摄像头和手机摄像头中, 它们对于图像的速度要求不是很高, 但是要求对于成本的控制, 和满足低功耗的要求, 这些产品的尺寸都很小, 一般都在三分之一英寸以内。其中很多厂家还在 ISP 中集成了 EEPROM, 用于在出厂时存储坏点的信息。以前, 在低像素应用中, 由于基于设计上的考虑(CMOS 传感器作为模拟器件对噪声非常敏感, ISP 作为数字电路会产生很大的干扰)和封装的考虑, CMOS 传感器和 ISP 是分别制作在不同的 die 上, 然后封装在同一个 package 中, 实现数据的传递。出于成本的考虑, 目前已经有厂商将两者结合在一起, 做成一个整体的 SOC。随着设计的不断进步, 在未来的发展中, 还会在 ISP 中集成更多的功能, 以达到对图像最为真实的还原。

第二章 CMOS 图像传感器结构

1. 1 CMOS 图像传感器的基本工作原理

1967 年, 仙童公司的 Weckler 提出了以光子通量积分模式工作的 $p-n$ 结, 光电流收集在反向偏置的 $p-n$ 结电容中, 并提出了采用 PMOS 开关读出积分电荷的方法。1968 年, 仙童首次报道了 100×100 像素的光敏二极管阵列。1970 年, CCD 图像传感器诞生。与 MOS 图像传感器相比, 它的固定图形噪声基本可以忽略。这是 CCD 在多种固体图像传感器中被广泛采用的主要原因之一。80 年代后期, 英国爱丁堡大学成功地试制出了世界第一块单片 CMOS 型图像传感器, 从而为实用化开通了道路。

CMOS 型传感器将图像传感部分和控制电路高度集成在同一芯片里, 其体积不仅明显减小, 而且功耗也大大降低, 满足了对高度小型化、低功耗成像系统的需要。同时, 其低廉的价格使其在通讯及其它应用领域具有巨大的潜力, 从而使 CMOS 图像传感器逐步成为研究和开发的热点。

构成一个完整的 CMOS 传感器, 应该包括有如图 2.1 所示的各个功能块。CMOS 图像传感器的光电转换原理与 CCD 基本相同, 其光敏单元受到光照后产生光生电子。而信号的读出方法却与 CCD 不同, 每个 CMOS 源像素传感单元都有自己的缓冲放大器, 而且可以被单独选址和读出。像素阵列部分就是传感器的感光部分, 它的大小决定了该图像传感器的最高分辨率。在行译码电路和列译码电路用来对输入的地址进行译码, 对像素阵列中的某个位置进行定位。时钟控制电路主要产生一个参考时钟, 使芯片中大部分电路按规定的节拍动作, 还要求提供一些时序信号, 如帧同步信号、行同步信号等。CDS 即 Correlated Double Sampling, 用于读出感光元件上的微弱的电压变化, 其中一种电路如图 2.2 所示。ADC 用于将模拟信号转化为数字信号, 它的准确性和精度对于后续数字电路处理效果的影响很大, 所以一般情况都会做到 10 位以上。ISP 部分为数字电路, 对原始的图像进行各种图像恢复、增强处理, 使最后输出图像能够更加接近人眼所观察到的图像。

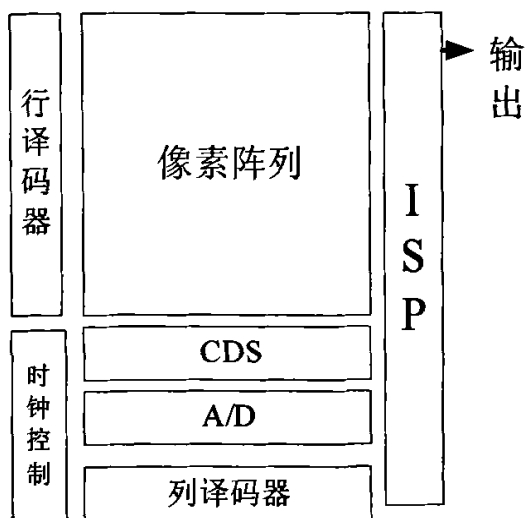


图 2.1 图像传感器结构

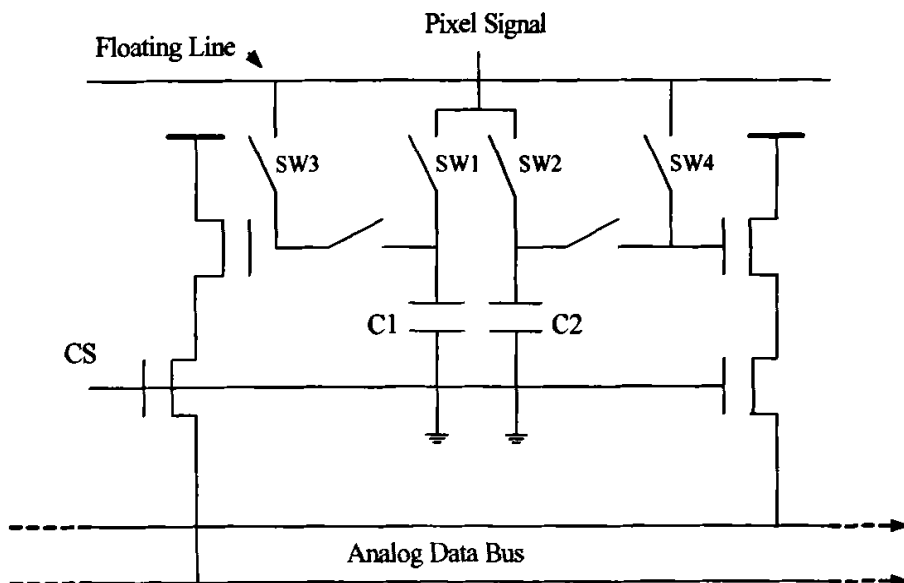


图 2.2 CDS 电路

2. 2 感光单元的结构

典型的 CMOS 像素阵列是一个二维可编址传感器阵列。传感器的每一列与一个位线相连，行允许、线允许所选择的行内每一个敏感单元输出信号送入它所对应的位线上，位线末端是多路选择器，按照各列独立的列编址进行选择。根据像素的不同结构，CMOS 图像传感器可以分为无源像素被动式传感器（PPS）和

有源像素主动式传感器 (APS)。根据光生电荷的不同产生方式 APS 又分为光敏二极管型、光栅型和对数响应型。另外还有一种正在研制和试验阶段的 DPS—CMOS 图像传感器, PPS 和 APS 都是在像素外进行 A/D 转换的, 而 DPS 是将 A/D 转换集成在每一个像素单元里, 每一个像素单元输出的是数字信号, 工作速度更快, 功耗更低。我们这里只一般性的介绍目前比较成熟的 CMOS—PPS 传感器和三种 CMOS—APS 图像传感器。

2. 2. 1 无源像素被动式传感器 (CMOS—PPS)

无源像素被动式传感器结构于 1967 年首次提出, 由于早期工艺比较落后, 无法将放大器做在 CMOS 传感器像素内部, 所以采取这种结构。其结构原理如图 2.3 所示。每一个像素包含一个光敏二极管和一个开关管 TX。当 TX 选通时, 光敏二极管中由于光照产生的电荷传递到了列线 col, 列线下端的积分放大器将该信号转化为电压输出, 光敏二极管中产生的电荷与光信号成一定的比例关系。无源像素具有单元结构简单、寻址简单、填充系数高、量子效率高等优点, 但它灵敏度低、读出噪声大。因此 PPS 不利于向大型阵列发展, 所以限制了应用, 很快被 APS 代替。

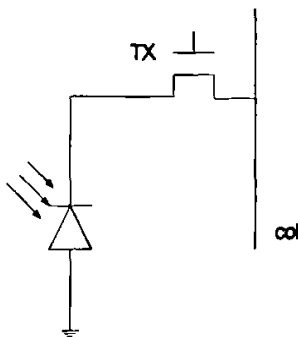


图 2.3 PPS 像素结构

2. 2. 2 对数响应型 CMOS 图像传感器

对数响应型 CMOS—APS 动态范围很大, 这就使利用它做图像感应器的照相机和摄像机具有比较大的色彩空间范围, 甚至能与传统胶片相媲美。其像素单元结构如图 2.4 所示。它由光敏二极管、负载管 M1、源跟随器 M2 和行选通管

M3 组成，负载管栅极是一恒定偏置电压 V_G ，该像素单元输出信号与入射光信号成对数关系，它的工作特点是光线被连续地转化为电信号，而不像其他 APS 那样存在复位和积分过程。必须指出，对数响应型对器件参数（尤其阈值电压）相当敏感，这是它的主要缺陷，影响了它的应用。因为在整个像素单元中，除了光敏二极管之外，还存在 3 个 CMOS 晶体管，所以这个结构又被称为 3T 结构。在早期的图像传感器中，相对于其他 APS 而言具有较高的像素填充率，这种结构被广泛的使用，但是它需要较高的工艺，所以成本较高。

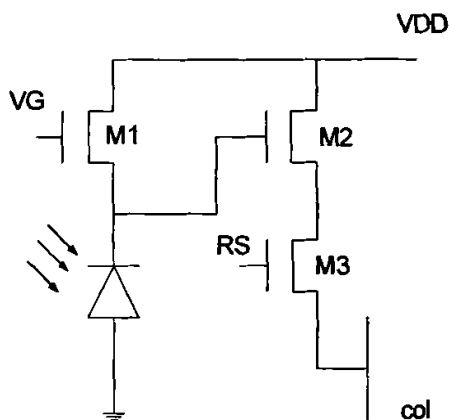


图 2.4 对数响应型像素结构

2. 2. 3 光敏二极管型

光敏二极管像素单元如图 2.5 所示。因为在该电路结构中，除了光敏二极管之外，还有 4 个晶体管，所以又被称为 4T 结构。这种结构是目前工业界中最为流行的一种像素单元，因为它相比其他结构具有更好的抗噪能力，输出图像质量更高。它是由光敏二极管，复位管 R_x 、源跟随器 M1 和行选通开关管 S_x 组成，此外还有电荷溢出门管 T_x ， T_x 的作用是增加电路的灵敏度，用一个较小的电容就能够检测到整个光敏二极管的 n^+ 扩散区所产生的全部光生电荷，它的栅极接恒定电压，在分析器件工作原理时可以忽略将其看成短路。其电荷敏感扩散电容用做收集光生电荷。复位管 R_x 对光敏二极管和电容复位，同时作为横向溢出门控制光生电荷的积累和转移。源跟随器 M1 的作用是实现对信号的放大和缓冲，改善 APS 的噪声问题。源跟随器还可加快总线电容的充放电，因而允许总线长

度增加和像素规模增大。因此，这种结构具有低读出噪声和高读出速率等优点，但像素单元结构复杂，填充系数降低，填充系数一般只有 20%到 30%。它的工作过程是：首先进入“复位状态”， R_x 打开，对光敏二极管复位；然后进入“取样状态”， R_x 关闭，光照射到光敏二极管上产生光生载流子，并通过源跟随器 $M1$ 放大输出；最后进入“读出状态”，这时行选通管 S_x 打开，信号通过列总线输出。

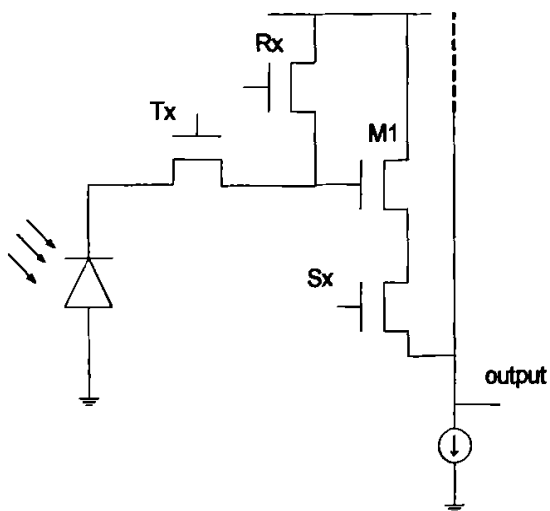


图 2.5 光敏二极管型像素结构

第三章 ISP 结构原理和实现

3.1 ISP 图像处理流程

ISP 主要负责对传感器中出来的图像数据进行后处理。直接从传感器中得到的图像是很糟糕的,不论色彩还是细节都与实际图像有很大差距,只能看到图像的中物体的大致轮廓。经过 ISP 的处理,包括内插、去噪、去坏点、边缘加强、肤色矫正、白平衡等操作后,可以使图像变的更加细腻,更加贴近真实世界中的图像。

在 ISP 中主要有三个时钟控制信号:

1、帧同步信号 (vsync), 又称为场同步信号, 代表何时产生图像数据, 控制一幅图像的起始和终止位置。

2、行同步信号 (hsync), 代表图像中的一行数据有效, 确定一行数据的起始位置和终止位置。

3、时钟信号 (clk), 整个芯片的基准时间, 一个像素有效时间为一个 clk 的宽度。根据从传感器中输出数据的速度, ISP 工作在 25MHz。

以上三个信号为同步信号, vsync 和 hsync 都是从 clk 中得出的。这三个信号共同确定一幅图像的时间基准。

根据 CMOS 传感器的工作原理, 依照数据从传感器中输出的方式, 在本项目中, ISP 使用流水线的结构。ISP 的结构流程图如图 3.1 所示。每一个模块都将会占据一定的时钟周期, 所以最后输出的图像会比原始的图像滞后一段时间。但是在 25MHz 的工作时钟下, 这种滞后很难被察觉。在下面将主要讨论线性纠正、噪声去除、坏点去除、内插、白平衡、自动曝光控制等模块, 将详细分析它们的理论基础和算法原理, 并且对于这几个部分给出了硬件电路的具体实现过程、注意事项、综合结果和最后图像处理效果。

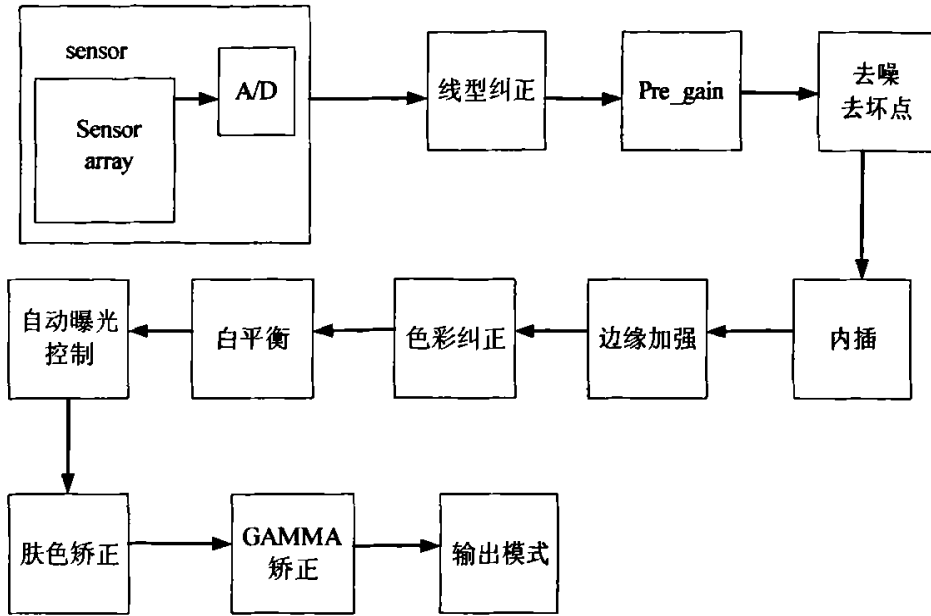


图 3.1 ISP 的结构流程图

3.2 传感器中的数据格式

在目前，大部分数码照相机和全部的摄像头都使用单个 CMOS 传感器进行感光，仅有少数高档数码相机使用了 3 个 CMOS 的传感器。因为传感器只对光的强度敏感，而无法感知光的色彩，直接将传感器对物体进行拍摄时，产生的是一幅灰度图像，丢失了色彩信息，因此在后期的处理中很难将其恢复成彩色图像。所以在一个传感器的情况时，要对其曝光进行色彩的排列，有规律的让不同的感光单元对于不同的基色光敏感，这样进行曝光后，才能在后期的处理过程中生成接近实际情况的彩色图像。

为了获得彩色信息，其中大多数把一个二维滤波阵列 CFA(Color Filter Array) 放置在传感器和镜头之间。CFA 的每一个滤光单元和传感器像素对应。光线透过 CFA 投射在传感器上。传感器的每个像素单元仅采集 R、G 或 B 中的一种颜色的强度信息。Bayer 阵列^[1](US Pat. No. 3971065)是目前应用最广泛的 CFA 像素分布格式。CFA 其他常用的型号还有条纹型和马赛克型。但由于 Bayer 型具有较好的彩色信号敏感特性和彩色恢复特性，因此应用更广泛。如表 3.1 所示，Bayer 阵列中每行和每列中仅有两种颜色分量，整个图像 G 分量数量是 R 和 B 的两倍。呈菱形分布。之所以对 G 分量采取更高的采样率。是因为人眼的亮度响应曲线

峰值更接近绿色频率范围(550 nm 附近), 通过 G 通道可得到亮度信息。Bayer 格式的每个像素仅含有一种彩色信息, 如果要恢复成全彩色图像, 就必须用插值的办法对缺失的两个分量进行估计。

表 3.1 bayer 型排列方式

R	G	R	G	R	...
G	B	G	B	G	...
R	G	R	G	R	...
G	B	G	B	G	...
R	G	R	G	R	...
...

3. 3 线性纠正

3. 3. 1 线性纠正的原理

因为图像传感器的响应并不是在 0-255 所有范围内都是线性的, 它将在高亮度区域中, 亮度值越高越趋于饱和 (如图 3.2 所示)。由于在后续处理中要使用到线性系统, 所以必须先将原始输入数据进行线性纠正。但是由于在不同的光线下会出现不同的饱和程度, 比如在光线很强的情况下, 就比在光线很暗的情况下更加容易过饱和, 更加偏离正常值。在此, 为了方便硬件的实现, 节约硬件面积, 使用了分段线性函数对输入纠正, 一共分为 7 段。如图 3.3 所示

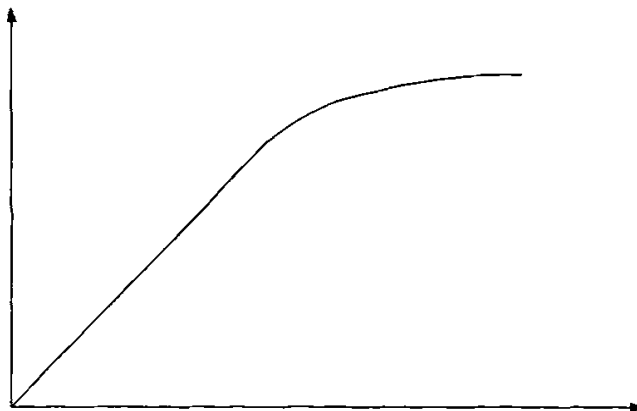


图 3.2 传感器的响应曲线

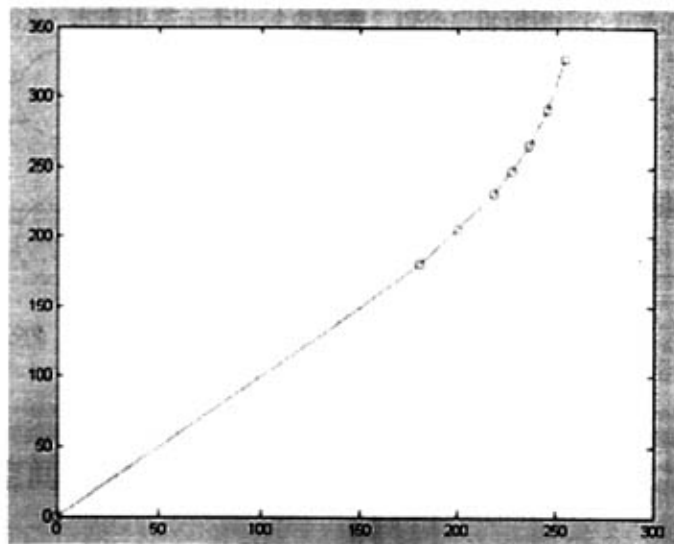


图 3.3 分段线性函数

线性纠正的具体实现算法如下：

1、因为图像数据的取值范围是 0~255 (8bit)，并且采用硬件实现，所以按照 32 (5bit) 为一个单位将其分为 8 段，其中前两端（处于黑暗环境中，线性度比较好）可以合并成一段。每段按照需求可以采用不同的斜率线性函数，但是要保证最后结果为一个连续的曲线。

2、通过设置每段曲线的起始点和终止点的目标值，就可以确定该段曲线的斜率值。

3、 计算公式为：

$$out = \frac{(in - knee_in_i) * (knee_out_{i+1} - knee_out_i)}{knee_in_{i+1} - knee_in_i} + knee_out_i \quad (3.3.1)$$

其中 $knee_in_i$ 、 $knee_in_{i+1}$ 是 32 的倍数，共 8 个分段点，分别对应目标值 $knee_out_i$ 、 $knee_out_{i+1}$ 。当输入数据 in 在某对 $knee_in_i$ 、 $knee_in_{i+1}$ 中间时，利用上述公式计算出纠正后的数据结果。

3.3.2 硬件实现

在硬件实现中，电路结构如图 3.4 所示。因为此处的除法的分母是 2 的幂次，所以除法器仅通过对数据的高位进行截取就可以实现。在此数据通路中的主要延

时来自于乘法。本模块在一个时钟内完成，综合后得到规模约为 700 门的电路。

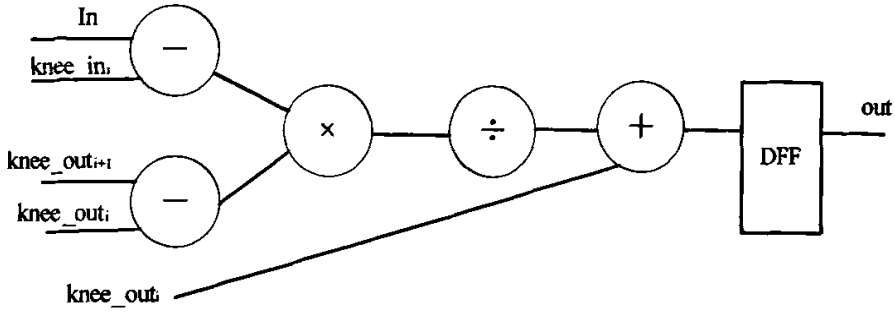


图 3.4 线性纠正电路图

3. 4 空间域中的去噪和去坏点

数字图像的噪声主要来源于图像的获取（数字化过程）和传输过程。图像传感器的工作情况受各种因素的影响，如图像获取中的环境条件和传感元器件自身的质量。例如，使用 CMOS 照相机获取图像，光照程度和传感器温度是生成图像中产生大量噪声的主要因素。同时当信号经过 ADC 时，又会引入其他一些噪声。这些噪声会使图像整体变的模糊，而且丢失很多的细节，令人眼难以接受。所以在此，需要对图像进行复原，去除这些噪声的干扰。

3. 4. 1 传感器中引入的噪声类型

退化过程可以被模型化为一个退化函数和一个加性噪声项，处理一幅输入图像 $f(x,y)$ 产生一幅退化图像 $g(x,y)$ 。给定 $g(x,y)$ 和关于退化函数 H 的一些知识以及外加噪声项 $\eta(x,y)$ ，图像复原的目的就是获得关于原始图像的近似估计 $\hat{f}(x,y)$ 。通常我们希望这一估计尽可能接近原始输入图像，并且 H 和 η 的信息知道得越多，所得到得 $\hat{f}(x,y)$ 就会越接近 $f(x,y)$ 。如果系统 H 是一个线性、位置不变性的过程，那么在空间域中给出的退化图像可由下式给出：

$$g(x,y) = h(x,y) * f(x,y) + \eta(x,y) \quad (3.4.1)$$

其中， $h(x,y)$ 是退化函数的空间描述。

此处所讨论的去噪就是要通过图像的复原，利用空间域的滤波技术，去除掉

噪声项 $\eta(x,y)$ 的过程。如图 3.5 所示。

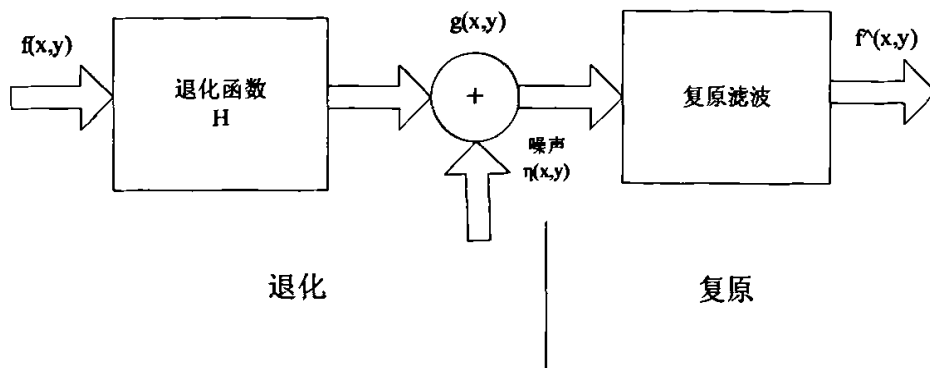


图 3.5 图像退化/复原过程的模型

在图像中存在的噪声主要包括以下两种：

1、高斯噪声，也称正态噪声，是一种普遍存在的噪声，它的产生源于电子电路噪声和由低照明度或高温带来的传感器噪声，这种噪声模型经常被用于实践中。它能够将使图像变得模糊。高斯随机变量 z 的 PDF 由下式给出：

$$p(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(z-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (3.4.2)$$

其中， z 表示灰度值， μ 表示 z 的平均值或期望值， σ 表示 z 的标准差。标准差的平方 σ^2 ，称为 z 的方差。当 z 的服从高斯分布时，其值有 70% 落在 $[(\mu-\sigma), (\mu+\sigma)]$ 的范围内，且有 95% 落在 $[(\mu-2\sigma), (\mu+2\sigma)]$ 范围内。

2、双极脉冲噪声，即椒盐噪声。它的 PDF 可以由下式给出：

$$p(z) = \begin{cases} P_a & \Leftarrow z = a \\ P_b & \Leftarrow z = b \\ 0 & \Leftarrow \text{其他} \end{cases} \quad (3.4.3)$$

如果 $b > a$ ，灰度值 b 在图像中将显示为一个亮点，相反， a 的值将显示为一个暗点。如果 P_a 或者 P_b 为零，则脉冲噪声变为单极脉冲。如果 P_a 和 P_b 均不可能为零，尤其是它们近似相等时，脉冲噪声值将类似于随机分布在图像上的胡椒和盐粉微粒。噪声脉冲可以是正的，也可以是负的。标定通常是图像数字化过程的一部分。因为脉冲干扰通常与图像信号的强度相比较，因此，在一幅图像中，脉冲噪声总是数字化为最大值（纯黑或纯白）。这样，通常假设 a, b 是饱和值，

从某种意义上看,在数字化图像中,它们等于所允许的最大值和最小值。由于这一结果,负脉冲以一黑点(胡椒点)出现在图像中。由于相同的原因,正脉冲以白点(盐点)出现在图像中。对于一个 8bit 的图像,这意味着 $a=0$ (黑), $b=255$ (白)。因为以上原因,噪声点相对于其周围点的值产生了巨大的反差,所以它对图像的污染,对于人的视觉将是非常的敏感。因此脉冲噪声是重要的去除对象。

脉冲噪声主要表现在成像中的短暂停留中,例如,错误的开关操作等。

3.4.2 空间域滤波技术

数字图像滤波有空间域滤波技术和频率域滤波技术。如果要在频率域中进行滤波,就要进行空间域到频率域的傅立叶变换和频率域回到空间域的傅立叶反变换,此时就会消耗掉大量的硬件资源。因此,在这里将采用空间域的滤波技术。

空间域的滤波技术有很多种。它们有各自的优缺点和适用范围。

传统的滤波方法中最为广泛使用的是均值滤波法和中值滤波法。均值滤波是一种很简单的滤波方法,以一个滑窗在图像上滑动,用滑窗内所有像素值的均值代替滑窗中心的那个像素值。这种方法能够有效地平滑噪声,但同时会将边缘变模糊。为尽量避免这个问题,通常用较小的滑窗(如 3×3 或 5×5)对图像进行操作。中值滤波法与均值滤波法操作过程类似,所不同的是中值滤波法用滑窗内所有像素值的中间值代替滑窗中心的像素值。同样,这种方法在平滑噪声的同时将使边缘模糊,并会丢失细小的线性特征。 5×5 的中值滤波器将导致可观的边缘模糊。

目前较为流行的空间域滤波器是自适应滤波器。自适应滤波器根据不同的需求有不同的形式。它们的行为变化基于由 $m \times n$ 矩形窗口 S_{xy} 定义的区域内图像的统计特性。自适应滤波器性能要优于传统滤波器,但是作为提高滤波能力的代价是滤波器的复杂度。自适应滤波器包括自适应局部噪声消除滤波器、自适应中值滤波器等。在图像上取一个滑动窗口,将滑窗内所有像素作为滤波器的输入值,以其局域统计特性(均值和方差)为依据进行滤波处理,得到的结果作为滑窗中心像素的滤波值。

Lee 滤波算法及其增强算法^[3-5]。在早期的大多数滤波算法中,需要知道 x 的先验均值和方差,为此常常要建立信号的统计模型。传统算法会使边缘模糊,

不是很有效。Lee 滤波算法不需建立这种统计模型，它基于完全发育的乘性噪声模型，假定 x 的先验均值和方差可由图像的局域均值和方差估计得到。

Kuan 滤波算法及其增强算法^[6-7]。传统的图像模型假设图像是一块广义平稳区域，因而在有些滤波算法中，图像的统计参数由图像整个区域而不是由局域的统计参数得到。但是，这样定义的滤波算法对图像强度的突变不敏感，在平稳模型不适用的区域会导致边缘被平滑。基于此，Kuan 提出一种非平稳均值、非平稳方差(NMNV)图像模型。

Frost 滤波算法及其增强算法。Frost 滤波算法假定噪声是乘性噪声，并且假图像是平稳过程，依据最小均方误差(MMSE)准则来估计 X ，滤波器参数由局域方差系数决定。

3. 4. 3 一种适合在 bayer 型上双边滤波技术

上述滤波器是在 RGB 彩色空间中进行的，需要三维的图像数据，要对 RGB 三基色分别进行滤波，需要完整的 RGB 三色值，即需要对 bayer 型模式的数据进行内插之后的图像。这种方法虽然能够提高滤波效果，但是会占用过多的硬件资源。本文将介绍一种基于 bayer 型模式的双边自适应滤波器^[8-9]。由于此时仅需对二维灰度图像进行滤波处理，它的硬件资源消耗可以减小为前者的三分之一。双边自适应滤波器不仅对各类噪声有良好的滤除能力，还能使图像中的细节得到很好的保留。

在 bayer 型中，每个像素点的数据值只有一个，可能为 RGB 中的任何一个，对于 G 点，它的 4 邻域内没有 G 点的存在，对于 R 点和 B 点来说，甚至在它们的 8 邻域内也没有相同颜色的点的存在。要对该点滤波，需要利用数量不多的相同颜色点的值。传感器在感光时具有空间相关性，即正常情况下图像在局部区域都是平滑过渡的，不会在某个孤立的点处产生突然的巨大的跳变。因此到需要滤波点的距离越近的点，它们之间的数值彼此应当更加接近，它们之间的相关性就越高。

图 3.6 说明了当对具有 R 值的点滤波时的情况。在该图中，如要对 R13 进行滤波处理，需要得到以 R13 为中心的一个 5×5 的邻域。在这里同为 R 点的坐标分别为 R1、R3、R5、R11、R13、R15、R21、R23、R25，只有它们与中心点 R13 具有相关性，参加滤波过程的计算。在这些点中，R3、R11、R15、R23 距

离中心点 R13 最近，与 R13 的空间相关性最高，在滤波过程中做出的贡献最大。而 R1、R5、R21、R25 则距离 R13 最远，空间相关性低，在滤波过程中做出的贡献相对较小。

R1	G2	R3	G4	R5
G6	B7	G8	B9	G10
R11	G12	R13	G14	R15
G16	B17	G18	B19	G20
R21	G22	R23	G24	R25

图 3.6 对 R 点滤波时的 5×5 邻域

根据空间相关性，我们可以得到一个 5×5 的矩阵，该矩阵能够很好的反映出这种相关性。

```
Distance_r=[ 1  0  2  0  1
              0  0  0  0  0
              2  0  4  0  2
              0  0  0  0  0
              1  0  2  0  1]
```

在双边滤波的过程中，不仅需要像素之间的空间相关性，还需要它们彼此之间的数值相关性。对于同为 R 的点，当它们与中心点之间数值相差越小，说明彼此之间的相关程度越高，在滤波过程中就越重要。但是当数值之差超过一定的界限后，就说明该点的值与中心点存在过大的差异，说明两者之间没有相关性。计算数值相关性矩阵的伪代码如下：

```
If (D(i,j) is R)
C_distance(i,j)=abs( data(3,3)-data(i,j) );
if(C_distance(i,j)>b)
C_weight(i,j)=0;
else
C_weight(i,j)=b- C_distance(i,j);
End
End
```

在上述的伪代码中， $data$ 、 $C_distance$ 、 C_weight 都是 5×5 矩阵。 $C_distance$ 代表 (i, j) 处的数值和中心点之间数值的差异， C_weight 代表 (i, j) 处与中心点数值相关性的高低。此处选用了线性函数来量化 $C_distance$ 、 C_weight 之间的关系（如图 3.7 所示），其中 b 的取值依据对于目标相关性的情况而取定，在此我们选择了 32(5bit)，以方便最后的硬件实现，同时节约硬件资源。

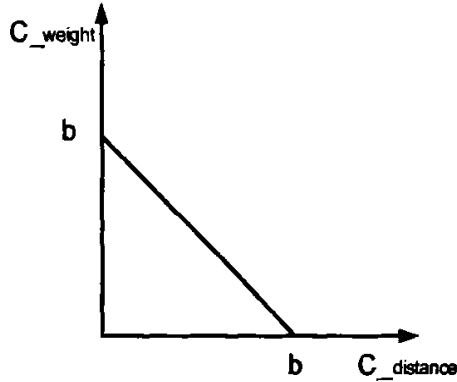


图 3.7 计算 C_weight 的曲线

由此可以得到一个关于 C_weight 的 5×5 的矩阵。

最后可以通过 $Distance_r \times C_weight$ 得到滤波所需要的 5×5 掩模 Mr ，用此掩模对图 3.7 中的邻域滤波，利用下式计算，得到去噪后的 R 值。

$$R = \frac{\sum_{i=1}^{i=5} \sum_{j=1}^{j=5} Mr(i, j) \times data(i, j)}{\sum_{i=1}^{i=5} \sum_{j=1}^{j=5} Mr(i, j)} \quad (3.4.4)$$

当对具有 B 值的点滤波时的 5×5 邻域如图 3.8 所示。此时对于 B 点的邻域和 R 点的邻域基本一致，它们的滤波方式也很相似，只是将前面所提到的 R 值用 B 值来代替即可。

B1	G2	B3	G4	B5
G6	R7	G8	R9	G10
B11	G12	B13	G14	B15
G16	R17	G18	R19	G20
B21	G22	B23	G24	B25

图 3.8 对 B 点滤波时的 5×5 邻域

在 bayer 型中, G 点的数量是 R 点或 B 点数量的两倍, 它的邻域存在两种不同的情况, 如图 3.9 所示, 但是这种不同仅仅是 R 点和 B 点排列顺序的不同, 它们对于 G 点滤波计算时没有任何的影响。

G1	R2	G3	R4	G5
B6	G7	B8	G9	B10
G11	R12	G13	R14	G15
B16	G17	B18	G19	B20
G21	R22	G23	R24	G25

G1	B2	G3	B4	G5
R6	G7	R8	G9	R10
G11	B12	G13	B14	G15
R16	G17	R18	G19	R20
G21	B22	G23	B24	G25

图 3.9 对 G 点滤波时的两种不 5×5 邻域

在对 G13 点滤波时将会有 G1、G3、G5、G7、G9、G11、G15、G17、G19、G21、G23、G25 等十二个点参加计算。其中 G7、G9、G17、G19 距离中心点的最近, 它们之间的空间相关性最高, 在滤波过程中作出的贡献最大。G3、G11、G15、G23 距离中心点稍远, 它们之间的空间相关性次之, 在滤波过程中作出的贡献较小。G1、G5、G21、G25 距离中心点最远, 它们之间的空间相关性最小, 如果要节省硬件资源, 在计算过程中甚至可以不予考虑。

根据空间相关性, 我们可以得到一个 5×5 的矩阵, 该矩阵能够很好的反映出对于 G 点的这种相关性。

$$\text{Distance_g} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 2 & 0 & 1 \\ 0 & 4 & 0 & 4 & 0 \\ 2 & 0 & 8 & 0 & 2 \\ 0 & 4 & 0 & 4 & 0 \\ 1 & 0 & 2 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

在双边滤波的过程中，G 点的滤波也需要考虑它们彼此之间的数值相关性。在图 3.9 中，对于同为 G 的点，当它们与中心点之间数值相差越小，说明彼此之间的相关程度越高，在滤波过程中就越重要。这一点与 R 点滤波过程中的数值相关性是一致的。

由此可以得到一个关于 G 点的 C_weight 5×5 的矩阵。

最后可以通过 $\text{Distance_g} \times C_weight$ 得到滤波所需要的 5×5 掩模 Mg，用此掩模对图 3.9 中的邻域滤波，利用下式计算得到去噪后的 G 值。

$$G = \frac{\sum_{i=1}^{i=5} \sum_{j=1}^{j=5} Mg(i, j) \times data(i, j)}{\sum_{i=1}^{i=5} \sum_{j=1}^{j=5} Mg(i, j)} \quad (3.4.5)$$

至此，对于整幅图像中的所有情况的去噪过程就完成了。为了减少硬件的开支，Distance 矩阵可以在计算开始之前，就把它作为一个常数值在硬件中固化好。

3. 4. 4 空间域上去坏点

对于 CMOS 的 Sensor 在制造过程中或多或少都会产生小坏点。此时的坏点很三种。一种是由于在制造过程中彻底损坏，这种点不论在何种情况下都不会感光，对于所有的光强的响应都是 0，在图像中就表现为一个暗点，这样的点在周围点很亮的情况下会很明显。另外一种坏点，是感光二极管与电源直接短接，造成电压不会随着外界光强的变化而变化，一直固定在了高电平，在图像中就表现为一个亮点，这样的点在周围较暗的环境中会很明显。以上两种坏点在图像中较为明显，对图像的质量有很大的影响，在去除坏点的过程中是一定要去除的。第三种坏点是由于制造上存在偏差，造成某个点对于光强的响应与周围点不同，导致在感光后该点的数值比应当达到的数值过高或者过低，这种情况将一直存在于以后所有的图像中，会因为外界环境的变化导致偏差的大小有所改变，结果会在某些特定的光强下明显。综上所述，这些情况就造成了显示图像中存在暗点、

亮点或带固定颜色的小点。

对于坏点的去除,有两种不同的办法。一种是在 sensor 出产时进行检测,将坏点的位置信息记录于 EEPROM 中,在以后的处理中,直接调用 EEPROM 中的信息。第二种方法是在图像处理的过程中,在 ISP 中加入坏点检测模块,时时地检测可能出现的坏点。前者的优点是,速度快,不用每幅图像都重新进行计算坏点的情况,而且不会出现漏判或者误判的情况;但是却要在芯片中集成一块 EEPROM,增加了成本,而且对于芯片使用过程中增加的坏点就无能为力了。后者集成在 ISP 当中,时时计算图像中包括哪些坏点,它是没有记忆性的,当周围环境对于坏点相差不大时,无法区分出坏点,而且会对某些细节部分产生误判,但是它节省硬件成本,一般情况下效果与前者相差不大,同时还能去除在使用过程中新出现的坏点。本文将使用后者来进行坏点的去除。

坏点的去除是在直接基于传感器出来的 bayer 型数据格式上的。在此时进行坏点的去除比在内插后进行效果要好很多,因为内插操作中会使用坏点的值,使坏点对周围其它需要插值的点产生很大的影响。

对于 RGB 点的邻域分布如图 3.7、图 3.8、图 3.9 所示。检测坏点的伪代码如下所示:

```

if (pix_type == 'R' | pix_type == 'B')
    peripheral=[C_distance(1)    C_distance(3)    C_distance(5)    C_distance(11)
               C_distance(15)  C_distance(21)  C_distance(23)  C_distance(25)];
else
    peripheral=[C_distance(1)    C_distance(3)    C_distance(5)    C_distance(7)
               C_distance(9)    C_distance(11)   C_distance(15)   C_distance(17)
               C_distance(19)   C_distance(21)   C_distance(23)   C_distance(25)];
end
min_distance=min(peripheral);
max_distance=max(peripheral);
if (min_distance>TH)
    this point is defect point
elseif (max_distance-min_distance<TH1 & min_distance>TH2)
    this point is defect point
end

```

在上述伪代码中, C_distance 是与中心点为同色点的数值与中心点差值的绝

对值, 即 $C_distance(i,j)=abs(data(3,3)-data(i,j))$ 。当该中心点的值与周围点差值的最小值大于一个阈值 TH 时, 说明该点在图像上是一个孤立点, 是一个坏点; 当周围点之间的差异都小于阈值 TH1, 而中心点与周围点差异的最小值大于一个阈值 TH2 时, 说明这是一个在平坦区域中的坏点。因为空间域中的去噪和去坏点利用的是相同的邻域, 所以可以把两者结合在一起, 在一个模块中完成。如果判断出邻域中该中心点为坏点的话, 使滤波掩模矩阵 M 的中心点的权重值为 0, 让该点不参加滤波过程。要计算出该点的近似值, 就只能利用周围点的信息计算来估计。如果此时判断为不是坏点, 那么对于掩模矩阵 M 是没有任何影响的。

经过大量的测试验证发现, 这种去除坏点的方法在大多数情况下都能非常有效的工作, 但是当某个坏点落在灰度变化剧烈的边界上时, 很有可能会无法将其找出并剔除。因此这种算法还有待改进和加强。

3. 4. 5 硬件实现

此模块的电路结构简图如图 3.10 所示。因为除法器需要在一个时钟内完成, 将会消耗大量的硬件资源。为了节省硬件面积, 除法器的位数不能太宽, 这就限制了滤波窗口不能选择的过大。整个模块采用流水线结构, 需要在四个时钟内完成, 组合电路较大, 路径延时较长, 在综合时需要单独进行时序优化, 尤其对关键路径上的延时进行优化。在硬件实现过程中, 综合后大约得到 11k 门的电路。

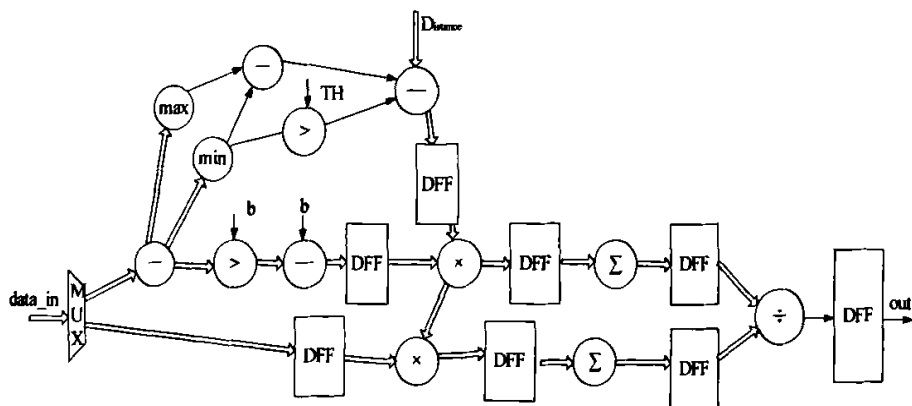


图 3.10 去噪和去坏点电路结构简图

3. 5 内插

Bayer 型 CFA 上面每一个感光点仅允许一种颜色分量通过。最终采集的图像中每一像素只有一个颜色分量的灰度值。若想获得全彩的图像，必须估计采集图像中一个像素的另外两个颜色分量的灰度值。例如通过图 3.8 的 Bayer 型 CFA 中 B13 采集的像素点只有 B 的灰度值，即只有蓝色，这就需要估计 B13 处的 R 和 G 灰度值，即红色灰度值和绿色灰度值。这样才能使 bayer 型的图片变换为 RGB 三色空间的图片。这个估计的过程称为基于 Bayer 型颜色滤波阵列的插值^[12-13]过程。

在经过前面滤波后再进行插值操作，可以大大减轻内插操作的压力，有效的防止了噪声和坏点对于图像色彩的影响，能够更好的还原图像。

3. 5. 1 常用的内插技术

基于 Bayer 型 CFA 的插值方法按照其依据的原理分为两大类。第一类忽略色域之间的相关性，它们为最近邻插值，双线性插值和双三次插值等。这些方法能在图像相对平滑区域得到较好的结果，但是在图像高频区域，例如图像中的边缘处和色差大的区域，走样现象不能得到很好控制。第二类考虑色域之间的相关性，即基于绿和蓝，绿和红，红和蓝之间密切相关性而进行插值。具有代表性的是平滑色调转换插值。还有边缘定向插值，即通过线性比较判断是沿着垂直方向还是水平方向进行插值，保证插值过程是沿着图像中边缘部分进行，以得到较清晰的边缘效果。梯度插值法，利用人眼对亮度变化比较敏感的特点，根据绿色边缘方向进行色度的插值。类似于梯度插值法的适应性色度插值法，既可以判断亮度又判断色度，此算法不同于梯度插值法的是该方法插值依据不仅包括绿色边缘方向还考虑蓝色和红色的边缘方向。此外还有连续色比插值法等。

最近邻插值法，即 Nearest Neighbor Replication。当某个点的 G 值需要估计时，通过将该点相邻的 G 点的值复制到该点上。任何一种颜色的复制都可以选取左、右、上、下中的任何一个点。最近邻插值法实现相当简单，只需要赋值操作即可，不需要其他多余的运算，但是这种算法会使插值出来的图像存在明显的马赛克，尤其是在图像变化剧烈的地方，从而影响图像的质量。

双线性插值法, 即 Bilinear Interpolation。这种方法主要使用的是数值平均法。如图 3.11 所示。如果要在 B8 上进行插值, $G8 = (G3 + G7 + G9 + G13) / 4$, $R8 = (R2 + R4 + R12 + R14) / 4$ 。同理可以得到 R 点上的插值结果。对于 G13 进行插值时, $R13 = (R12 + R14) / 2$, $B13 = (B8 + B18) / 2$ 。采用双线性插值法的效果要明显好于最近邻插值法, 它不会出现明显的马赛克, 使图像更加平滑, 但是这种方法却会造成图像细节的丢失, 使整幅图像看上去变得模糊了, 这在很多情况下都是我们所不希望看见的。

G1	R2	G3	R4	G5
B6	G7	B8	G9	B10
G11	R12	G13	R14	G15
B16	G17	B18	G19	B20
G21	R22	G23	R24	G25

图 3.11 G 点的 5×5 邻域

平滑色调转换插值法, 即 Smooth Hue Transition Interpolation。双线性插值法一个非常重要的缺点是相邻像素的色调改变不自然。另一方面, 基于 bayer 模式 CFA 可以认为由以下两种要素组成: 亮度, 即由数量相对较多的 G 点来决定的; 和色差 (任意一种颜色与亮度相同的一个指定的参考色之间的差异), 即由数量相对稀少的 R 点和 B 点来决定的。平滑色调转换插值法就是对这两种情况采取不同的插值方法。如图 3.11 所示, 首先需要对将所有像素点的 G 分量补全, 例如 $G8 = (G3 + G7 + G9 + G13) / 4$, 然后再补全像素点上的 R 分量和 B 分量。例如以 B 分量的补全分为三种情况:

- 1、在 G 点上, 并且此时的 G 点左右相邻的像素为 B 点时:

$$B7 = G7 / 2 \times (B6 / G6 + B8 / G8)。$$

- 2、在 G 点上, 并且此时的 G 点上下相邻的像素为 B 点时:

$$B13 = G13 / 2 \times (B8 / G8 + B18 / G18)。$$

- 3、在 R 点位置上:

$$B12 = G12 / 4 \times (B6 / G6 + B8 / G8 + B16 / G16 + B18 / G18)。$$

R 分量的补全同 B 分量的补全相类似。

这种算法虽然能够得到比较好的图像质量，并且操作步骤比较简单，但是它需要先计算出窗口中部分点的 G 分量，并不适合本项目中流水线结构的要求，而且其中需要使用了四个除法器，会造成过大的硬件开销。

以上讨论的都是非自适应的插值算法。这些算法都是通过对临近像素的不加区分的取平均得到的。这样就会在插值后的图像中引入一种人为的效应——拉链变形效果。同时，人类视觉系统对于图像边沿的存在非常的敏感，非自适应算法因为无法有效的检测到图像的边沿，所以无法对边沿的情况做出合适的处理。自适应图像插值算法能够很好的解决这些问题。

边缘感应插值法 (Edge Sensing Interpolation) 就属于一种自适应的方法。先要对图像中 G 分量恢复，通过计算水平梯度和竖直梯度来判断此时是否存在边沿。例如对于图 3.11 中的 B8 点恢复 G 分量。 $\Delta H = |G7 - G9|$, $\Delta V = |G3 - G13|$, 此时定义一个阈值 Th , 一般情况下 $Th = (\Delta H + \Delta V) / 2$, 计算 G 分量的伪代码如下所示:

```

If  $\Delta H < Th$  and  $\Delta V > Th$ 
     $G8 = (G7 + G9) / 2$ 
else if  $\Delta H > Th$  and  $\Delta V < Th$ 
     $G8 = (G3 + G13) / 2$ 
else
     $G8 = (G3 + G7 + G9 + G13) / 4$ 

```

插值中，R 分量和 B 分量的计算和平滑色调转换插值法相同。

相对于边缘感应插值法，线性拉普拉斯插值法 (Linear Interpolation with Laplacian) 具有更好的图像修复能力，能够更好的恢复出图像的亮度和色度信息。首先，我们仍旧需要计算出图像中的 G 分量。由于在计算 G 分量时，对于在 R 点还是 B 点上算法过程大体类似，因此选择了在 B 的 5×5 邻域 (如图 3.12 所示) 作为插值的矩阵，对于 R 点上的计算相同。定义水平梯度和竖直梯度为：

$$\Delta H = |G12 - G14| + |B13 - B11 + B13 - B15|$$

$$\Delta V = |G8 - G18| + |B13 - B3 + B13 - B23|$$

计算 G13 的方法如下所示：

```

If  $(\Delta H < \Delta V)$ 

```

```

G13=(G12+G14)/2+(B13-B11+B13-B15)/4
Else if (ΔH > ΔV)
    G13=(G8+G18)/2+(B13-B3+B13-B23)/4
Else
    G13=(G8+G12+G14+G18)/4+(B13-B3+B13-B11+ B13-B15+B13-B23)/8
End

```

然后计算图像中的 R 分量和 B 分量。当计算 R 分量时会遇见三种情况：

1、当与 G 点相邻的 R 值在水平方向上时：

$$R8=(R7+R9)/2+(G8-G7+G8-G9)/4$$

2、当与 G 点相邻的 R 值在竖直方向上时：

$$R12=(R7+R17)/2+(G12-G7+G12-G17)/4$$

3、对于 B 点，计算 R13 的值：

$$\Delta N=|R7-R19|+|G13-G7+G13-G19|$$

$$\Delta P=|R9-R17|+|G13-G9+G13-G17|$$

If (ΔN < ΔP)

$$R5=(R7+R19)/2+(G13-G7+G13-G19)/2$$

Else if (ΔN > ΔP)

$$R5=(R9+R17)/2+(G13-G9+G5-G17)/2$$

Else

$$R5=(R7+R19+R9+R17)/4+(G13-G7+G13-G19+G13-G9+G5-G17)/4$$

B1	G2	B3	G4	B5
G6	R7	G8	R9	G10
B11	G12	B13	G14	B15
G16	R17	G18	R19	G20
B21	G22	B23	G24	B25

图 3.12 B 点的 5×5 邻域

3. 5. 2 改进的拉普拉斯变换插值法

因为在此 ISP 中使用的是流水线结构，数据是依次输入和输出的。前面提及

的线性拉普拉斯插值法此处无法正常使用，因此需要对其改进，以便适合硬件电路的实现。

改进的拉普拉斯变换插值法是一种自适应插值法，使用 5×5 的邻域进行插值。如果需要的话，可以很容易的扩展到 7×7 的邻域，这样虽然可以得到效果更好的图像，但是会造成过多的硬件开销。

改进的拉普拉斯变换插值法的结构图如图 3.13 所示。这是改进之后的拉普拉斯算法，不用先得到整个图像的 G 分量，然后才能计算 R、B 两个分量。只要已知输入的邻域，就可以通过邻域内的插值计算出中心点的另外两个色彩分量。这种方法非常适合流水线结构的现实，可以实时的处理输入数据。

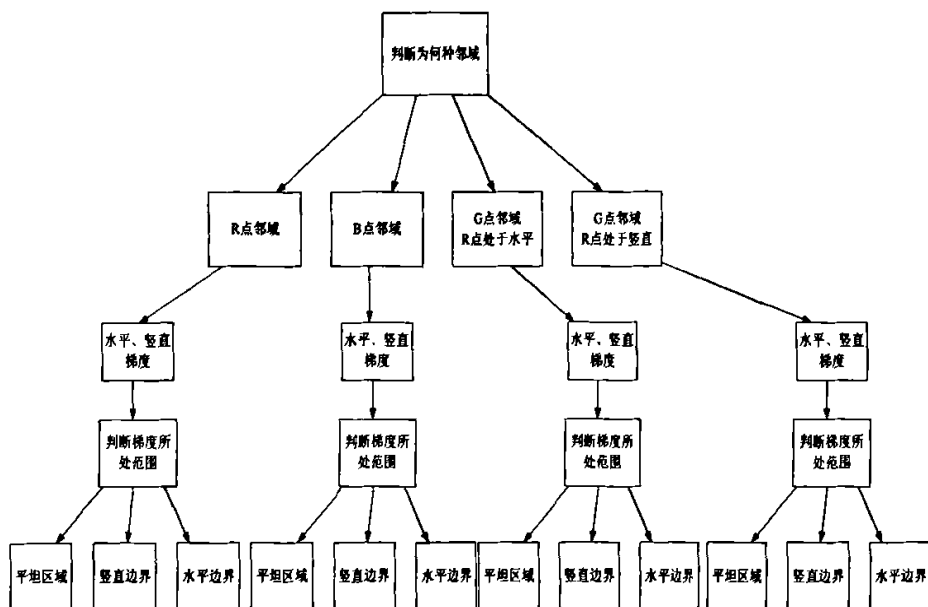


图 3.13 内插结构图

对于图 3.14 进行插值操作。此幅图像需要对中心点进行内插，即在已有的 R 分量的基础上，恢复出另外两个色彩分量：G 分量、B 分量。先计算 R 点处的水平梯度和竖直梯度。

$$\Delta H = |G(3,2) - G(3,4)| + |2 * R(3,3) - R(3,1) - R(3,5)|;$$

$$\Delta V = |G(2,3) - G(4,3)| + |2 * R(3,3) - R(1,3) - R(5,3)|;$$

	1	2	3	4	5
1	R	G	R	G	R
2	G	B	G	B	G
3	R	G	R	G	R
4	G	B	G	B	G
5	R	G	R	G	R

 图 3.14 对 R 插值的 5×5 邻域

接着判断两个梯度方向的数值变化落在哪个阈值范围里面。假如水平梯度 ΔH 大于竖直梯度 ΔV ，说明此时在水平方向上色度有明显的变化，有可能水平方向上存在色彩的剧烈变化，所以要选择与中心点数值更为接近的竖直方向上的点来做内插处理，保证色彩能够在中心点处平滑的过渡，有效的防止在图像的边缘处出现拉链变化现象。同理，在整个过程中都要选取变化小的一个方向作为插值的数据。其中 `hue_plane_th` 为固定阈值，当两个方向的梯度都小于此阈值，说明这部分图像正处于一个色度平坦的区域里面。进行插值的伪代码如下所示：

```

if (  $\Delta H < \text{hue\_plane\_th}$  &  $\Delta V < \text{hue\_plane\_th}$  )
    G (3,3) = ( G(2,3) + G(3,2) + G(3,4) + G(4,3) ) / 4;
    B (3,3) = ( B(2,2) + B(2,4) + B(4,2) + B(4,4) ) / 4;
else if  $\Delta V > \Delta H$ 
    G (3,3) = ( G(3,2) + G(3,4) ) / 2 + ( 2  $\times$  R(3,3) - R(3,1) - R(3,5) ) / 4;
    B (3,3) = ( B(2,2) + B(4,2) + B(2,4) + B(4,4) ) / 4 + ( 2  $\times$  G(3,3) - G(2,3) - G(4,3) ) / 4;
else
    G (3,3) = ( G(2,3) + G(4,3) ) / 2 + ( 2  $\times$  R(3,3) - R(1,3) - R(5,3) ) / 4;
    B (3,3) = ( B(2,2) + B(4,2) + B(2,4) + B(4,4) ) / 4 + ( 2  $\times$  G(3,3) - G(3,2) - G(3,4) ) / 4;
end
    
```

对于 B 点的插值过程同在 R 点上进行的插值过程相类似。

由于 G 点的插值，分为两种情况来考虑。这是由于 G 点的排列方式所决定的，它在图像中有两种不同的 5×5 邻域，因此要分别考虑。

对于图 3.15 进行插值操作，此幅图像需要对中心点 G 进行内插，此时 R 点

分布于中心 G 点的左右两侧，即在已有的 G 分量的基础上，恢复出另外两个色彩分量：R 分量、B 分量。先计算 G 点处的水平梯度和竖直梯度。

$$\Delta H = |R(3,2) - R(3,4)| + |2 \times G(3,3) - G(3,1) - G(3,5)|;$$

$$\Delta V = |B(2,3) - B(4,3)| + |2 \times G(3,3) - G(1,3) - G(5,3)|;$$

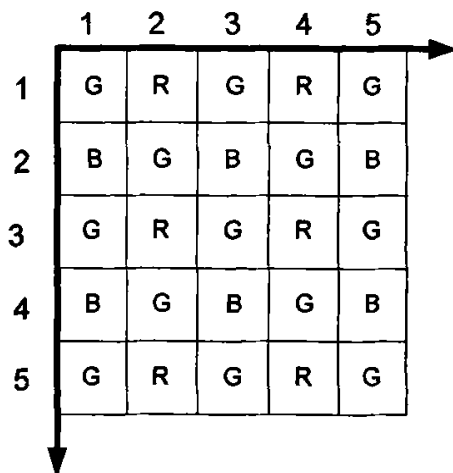


图 3.15 对 G 插值的 5×5 邻域 (R 位于中心 G 点左右)

接着需要判断两个梯度方向的数值变化的大小关系。假如水平梯度 ΔH 大于竖直梯度 ΔV ，说明此时在水平方向上亮度有明显的变化，有可能存在一条竖直的亮度分界线，所以要选择与中心点数值更为接近的竖直方向上的点来做内插处理。因为人的视觉系统倾向于不同强度区域边界周围的“欠调”或“过调”，对于亮度变化的边界会感觉到有毛边的出现，本算法在这里对于 G 分量的判断可以有效的防止毛边的出现。同理，在整个过程中都要选取变化小的一个方向作为插值的数据。其中 lum_plane_th 为固定阈值，当两个方向的梯度都小于此阈值，说明这部分图像正处于一个灰度平坦的区域里面。进行插值的伪代码如下所示：

if ($\Delta H < \text{lum_plane_th} \ \& \ \Delta V < \text{lum_plane_th}$)

$$R(3,3) = (R(1,2) + R(1,4) + R(3,2) \times 2 + R(3,4) \times 2 + R(5,2) + R(5,4)) / 8;$$

$$B(3,3) = (B(2,1) + B(4,1) + B(2,3) \times 2 + B(4,3) \times 2 + B(2,5) + B(4,5)) / 8;$$

$$G(3,3) = (4 \times G(3,3) + G(2,2) + G(2,4) + G(4,2) + G(4,4)) / 8;$$

else if $\Delta V > \Delta H$

$$G_l = (G(3,1) + G(3,3)) / 2;$$

$$G_r = (G(3,5) + G(3,3)) / 2;$$

```

    Gt=( G(2,2)+ G(2,4))/2;
    Gb=( G(4,2)+ G(4,4))/2;
    R(3,3)=( R(3,2)+ R(3,4))/2+(2×G(3,3)-Gt-Gr)/4;
    B(3,3)=( B(2,3)+ B(4,3))/2+(2×G(3,3)-Gt-Gb)/4;
else
    Gl=( G(2,2)+ G(4,2))/2;
    Gr=( G(2,4)+ G(4,4))/2;
    Gt=( G(1,3)+ G(3,3))/2;
    Gb=( G(5,3)+ G(3,3))/2;
    R(3,3)=( R(3,2)+ R(3,4))/2+(2×G(3,3)-Gl-Gr)/4;
    B(3,3)=( B(2,3)+ B(4,3))/2+(2×G(3,3)-Gt-Gb)/4;
end
    
```

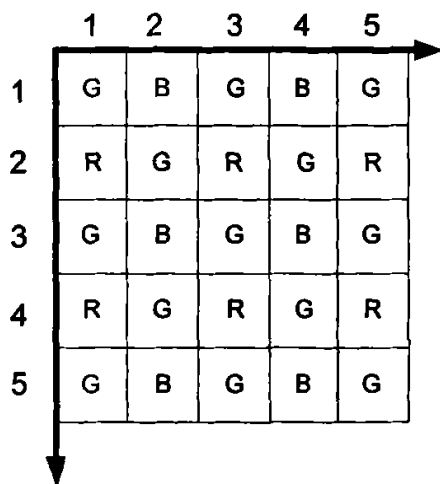
当处于灰度平坦的区域时，需要对中心点的 G 分量重新计算。此时的插值，要利用到中心点周围相关像素的值，它们距离中心点的远近各不相同，因此每个点都具有自己权重值。

对于水平梯度或者竖直梯度变化比较大的情况，需要分别计算出 Gl, Gr, Gt, Gb 四个辅助变量。在线性拉普拉斯插值法中要计算 R、B 分量必须先知道 G 分量的值，这四个辅助变量就是为了计算 R、B 分量预先估计得到的不同方向上的 G 分量值。这样就是不需要对整幅图像预处理，直接可以在一个 5×5 的邻域上就能完成插值的方法。这种方法会在单独的一个邻域中增加一些硬件的开销，比如说 4 个加法器，但是在整体结构上，考虑到线性拉普拉斯插值法还需要对 G 分量预先计算，两者总体消耗实际大体相同。但是前者能够更好的实现模块化和实现流水线处理。

对 G 点插值的另一种情况如图 3.16 所示，此时 R 点位于 G 点的上下，需要在已有的 G 分量的基础上，恢复出另外两个色彩分量：R 分量、B 分量。先计算 G 点处的水平梯度和竖直梯度。

$$\Delta H = |B(3,2) - B(3,4)| + |2 \times G(3,3) - G(3,1) - G(3,5)|;$$

$$\Delta V = |R(2,3) - R(4,3)| + |2 \times G(3,3) - G(1,3) - G(5,3)|;$$


 图 3.16 对 G 插值的 5×5 邻域 (R 位于中心 G 点上下)

在此需要判断两个梯度方向的数值变化的大小关系，其步骤与 R 位于 G 点左右的原理和方法一样。此时进行插值的伪代码如下所示：

if ($\Delta H < \text{lum_plane_th}$ & $\Delta V < \text{lum_plane_th}$)

$$R(3,3) = (R(2,1) + R(4,1) + R(2,3) \times 2 + R(4,3) \times 2 + R(2,5) + R(4,5)) / 8;$$

$$B(3,3) = (B(1,2) + B(1,4) + B(3,2) \times 2 + B(3,4) \times 2 + B(5,2) + B(5,4)) / 8;$$

$$G(3,3) = (4 \times G(3,3) + G(2,2) + G(2,4) + G(4,2) + G(4,4)) / 8;$$

else if $\Delta V > \Delta H$

$$G_l = (G(3,1) + G(3,3)) / 2;$$

$$G_r = (G(3,5) + G(3,3)) / 2;$$

$$G_t = (G(2,2) + G(2,4)) / 2;$$

$$G_b = (G(4,2) + G(4,4)) / 2;$$

$$R(3,3) = (R(2,3) + R(4,3)) / 2 + (2 \times G(3,3) - G_t - G_b) / 4;$$

$$B(3,3) = (B(3,2) + B(3,4)) / 2 + (2 \times G(3,3) - G_l - G_r) / 4$$

else

$$G_l = (G(2,2) + G(4,2)) / 2;$$

$$G_r = (G(2,4) + G(4,4)) / 2;$$

$$G_t = (G(1,3) + G(3,3)) / 2;$$

$$G_b = (G(5,3) + G(3,3)) / 2;$$

$$R(3,3)=(R(2,3)+R(4,3))/2+(2\times G(3,3)-G_t-G_b)/4;$$

$$B(3,3)=(B(3,2)+B(3,4))/2+(2\times G(3,3)-G_l-G_r)/4;$$

end

通过以上步骤就可以将一幅 bayer 型的图像转变为 RGB 三色空间的图，将图像由二维转化为三维，方便后续步骤中对图像的加强和修复处理。

3.5.3 硬件实现

在本模块的设计时，对于权重值加以了优化，都采用 2 的整数次幂，这样在硬件实现中只需要进行末尾补零操作就可以很方便的实现乘法的运算。在除去权重之和的操作中，使权重之和也为 2 的整数次幂，这样在硬件实现时只需要对被除数采取高位截取操作就可以很容易的实现除法运算。相对于其他算法中需要大量使用除法操作，本模块主要使用加法器和减法器，大大简化了硬件的复杂性，从而可以快速的实现差值操作。因此对于加法器的优化将变得格外重要。

在本模块中采用并行计算的方法，即在判断出窗口中心点像素的类型后，计算 ΔH 与 ΔV 大小的同时计算三种不同情况时的 RGB 值，在 ΔH 与 ΔV 做出判断之后直接利用多路选择器进行选择即可。这样虽然会消耗掉一些面积，但是可以大大减轻时序上的压力。

此模块的电路结构简图如图 3.17 所示。整个模块在一个时钟周期内就可以完成，由于在整个数据通路中主要是并行的加法和有符号数的减法操作，没有乘法和除法的操作，所以时序的余量比较大，将会很容易满足时序约束条件。此模块综合后，得到大约为 9k 门的电路。

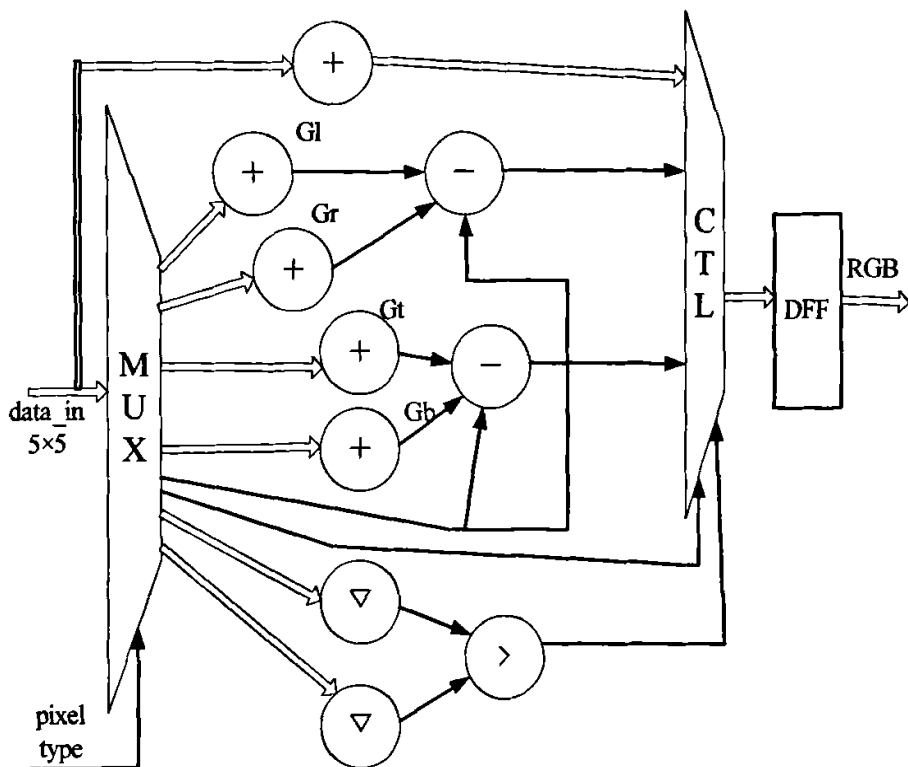


图 3.17 内插电路结构简图

3. 6 白平衡

3. 6. 1 白平衡原理

我们知道，通常人眼所见到的光线，是由光的三基色（红绿蓝）组成的 7 种色光的光谱所组成。色温就是专门用来量度光线的颜色成分的。用以计算光线颜色成分的方法，是 19 世纪末由英国物理学家洛德·凯尔文所创立的，他制定出了一整套色温计算法，而其具体界定的标准是基于以一黑体辐射器所发出来的波长。凯尔文认为，假定某一纯黑物体，能够将落在其上的所有热量吸收，而没有损失，同时又能够将热量生成的能量全部以“光”的形式释放出来的话，它便会因受到热力的高低而变成不同的颜色。例如，当黑体受到的热力相当于 500—550℃时，就会变成暗红色，达到 1050—1150℃时，就变成黄色……因而，光源的颜色成分是与该黑体所受的热力温度相对应的。只不过色温是用凯尔文(K、也

就是绝对温度)的色温单位来表示,而不是用摄氏温度(°C)单位表示的。在加热铁块的过程中,黑色的铁在炉温中逐渐变成红色,这便是黑体理论的最好例子。当黑体受到的热力使它能够放出光谱中的全部可见光波时,它就由红转变橙黄色、黄色最后变成白色,通常我们所用灯泡内的钨丝就相当于这个黑体。色温计算法就是根据以上原理,用 K 来表示受热钨丝所放射出光线的色温。根据这一原理,任何光线的色温是相当于上述黑体散发出同样颜色时所受到的“温度”。颜色实际上是一种心理物理上的作用。所有颜色印象的产生,是由于时断时续的光谱在眼睛上的反应,所以色温只是用来表示颜色的视觉印象。有光才有色,没有光就没有色。

一般情况下,正午 10 点至下午 2 点,晴朗无云的天空,在没有太阳直射光的情况下,标准日光大约在 5200~5500K。新闻摄影灯的色温在 3200K;一般钨丝灯、照相馆拍摄黑白照片使用的钨丝灯以及一般的普通灯泡光的色温大约在 2800K;由于色温偏低,所以在这种情况下拍摄的照片扩印出来以后会感到色彩偏黄色。而一般日光灯的色温在 7200~8500K 左右,所以在日光灯下拍摄的相片会偏青色。当色温越高,物体的颜色就会越偏向蓝色;当色温越低,物体的颜色就会越偏向红色。

白平衡即 White Balance。物体反射出的光的彩颜色视光源的色彩而定,人类的眼睛之所以把一些物体看成白色的是因为人的大脑可以侦测并且更正像这样的色彩改变,因此不论在阳光、阴霾的天气、室内或荧光下,人们所看到的白色物体颜色依旧。比如在钨丝灯下呆久了,并不会觉得钨丝灯下的白纸偏红,如果突然把日光灯改为钨丝灯照明,就会觉查到白纸的颜色偏红了,但这种感觉也只能持续一会儿。CCD、CMOS 传感器并不能像人眼那样具有适应性,所以如果照相机的色彩调整同景物照明的色温不一致就会发生偏色。为了贴近人的视觉标准,就必须模仿人类大脑并根据光线来调整色彩,也就是需要自动或手动调整白平衡来达到令人满意的色彩。白平衡就是针对不同色温条件下,通过调整使拍摄出来的图像抵消偏色,更接近人眼的视觉习惯。白平衡可以简单地理解为在任意色温条件下,相机镜头所拍摄的标准白色经过电路的调整,使之成像后仍然为白色。这是一种经常出现的情况,但不是全部,白平衡其实是通过像机内部的电路调整(改变蓝、绿、红三个电平平衡关系)使反射到镜头里的光线都呈现

为消色。如果以偏红的色光来调整白平衡，那么该色光的影像就为消色，而其他色彩的景物就会偏蓝（补色关系）。

3. 6. 2 白平衡技术

一般白平衡有多种模式，适应不同的场景拍摄，如：自动白平衡、钨光白平衡、荧光白平衡、室内白平衡、手动白平衡。

手动白平衡在不同场合有各不相同的名称，它们描述的是某些普通灯光情况下的白平衡设置。一般来说，需要给相机指出白平衡的基准点，即在画面中哪一个“白色”物体作为白点。但问题是什么是“白色”，譬如不同的白纸会有不同的白色，有些白纸可能稍微偏黄些，有些白纸可能稍稍偏白，而且光线会影响我们对“白色”色感，那么怎样确定“真正的白色”？解决这种问题的一种方法是随身携带一张标准的白色的纸，拍摄时拿出来比较一下被摄体就行了。这个方法的效果非常好，那么在室内拍摄中很难决定此种设置时，不妨根据“参照”白纸设置白平衡。在没有白纸的时候，让相机对准眼球认为是白色的物体进行调节。因此，在数码相机中手动白平衡虽然操作麻烦，但是可以适应几乎所有的光源，达到最为真实的色彩还原，而且它的图像效果要明显优于自动白平衡，尤其在一些极端情况下。

最为常用的是自动白平衡。它操作简单，只需对准拍摄物体，就会自动的调整白平衡。通过判断图像中的白平衡基准点，以此来达到白平衡调校。一般常用的有全局白平衡、自动寻找白点白平衡等。这些自动白平衡的准确率非常高，但是在一些特殊光线下拍摄时，效果较差，例如在多云天气下，许多自动白平衡系统的效果极差，它可能会导致整个图像偏蓝。自动白平衡的另一个缺点如下：对光源色温的校正不是特别精确，特别是对单一色彩的被摄物拍摄时(例如全红、全蓝的被摄物)，更容易出现色彩的偏差。在本文讨论的 ISP 中也将使用自动白平衡来对图像做出矫正。

全局白平衡法，认为所拍摄的图像 RGB 三色分量的统计平均值应该相等。调整过程是：对拍摄的图像进行统计平均，分别调整图像 RGB 三个通道的增益，最终达到使整幅图像的 RGB 三色分量的总和的近似相等。这种方法原理简单，对于一般场景都可以达到目的，但是当整幅图像的中存在大量的单色物体时就可

能产生更大程度的色偏。

局部白平衡法，搜寻所拍摄的图像中最亮的区域作为白色区域，该区域的 RGB 三色分量的统计平均值应该相等，以该区域 R、G、B 分量的统计平均值作为白平衡校准的依据。

以上两种算法具有很大的局限性，不能正确再现物体的真实色彩：当环境过亮或过暗时全局白平衡算法几乎完全失效；而当所拍摄的物体并无白色存在时，局部白平衡算法得到的数值是失实的。

3. 6. 3 灰度世界自动白平衡

灰度世界自动白平衡^[13]即 gray-world auto white balance。很多白平衡算法都是在 Von Kries 假设的基础上改进得到的。这种假设表明色彩调整是一种独立的增益调整，这种增益调整对于三种锥体信号用的是三个不同的增益系数，而且每一个传感器通道都是独立传输的。增益系数表示如下：

$$L_a = k_L L \quad M_a = k_M M \quad S_a = k_S S \quad (3.6.1)$$

其中 L、M、S 代表三色的原始初值， k_L 、 k_M 、 k_S 表示将原始信号增大到三色调整值 L_a 、 M_a 、 S_a 的增益系数。调整模型因部分系数获得的方法而不同。在这些模型中 RGB 通道通常被认为是 L、M、S 视网膜波段(retinal waveband)的一种近似，所以公式(3.6.1)变为：

$$R_a = k_R R \quad G_a = k_G G \quad B_a = k_B B \quad (3.6.1)$$

灰度世界算法假设给定的一幅色彩变化很大的图像的 R、G、B 元素的平均值，合成一种普通的灰色。这样我们就可以在特殊光源下拍摄的图片中应用灰度世界假设来去掉因光源而带来的模糊层面。一旦选择了一种普通灰度值，每一种色彩元素就可以应用 Von Kries 转化，用以下的系数进行调整：

$$k_R = \frac{GrayR}{R_{avg}}$$

$$k_G = \frac{GrayG}{G_{avg}} \quad (3.6.2)$$

$$k_B = \frac{GrayB}{B_{avg}}$$

其中 R_{avg} 、 G_{avg} 、 B_{avg} 表示 RGB 三通道的平均值， $GrayR$ 、 $GrayG$ 、 $GrayB$ 表示选择的灰度值。

一种白平衡方法就是用参考白色值($WhiteR$ 、 $WhiteG$ 、 $WhiteB$)除以每条通道获得的最大值 (R_{max} 、 G_{max} 、 B_{max}) 来计算 Von Kries 系数:

$$\begin{aligned} k_R &= \frac{WhiteR}{R_{max}} \\ k_G &= \frac{WhiteG}{G_{max}} \\ k_B &= \frac{WhiteB}{B_{max}} \end{aligned} \quad (3.6.3)$$

另外一种计算白平衡系数的方法如下, 并且在 ISP 中也集成了这种灰度世界白平衡。灰度世界模型假设每幅图像的均值是 RGB 三色相等的灰色, 即 $AVR(R)=AVR(G)=AVR(B)$ 。算法流程图如图 3.18 所示, 具体算法如下:

首先根据即将拍摄的图像选择白平衡的统计搜集区域。白平衡模块在获得的图像统计数据的基础上进行整个图像的白平衡。但是依据摄入图像的类型和摄取时的环境, 搜集统计数据的图像区域可以改变:

1、全图像区—在整个图像获取统计数据。这对于室内图片或者在整个图片光线大约相等的地方是非常理想的。

2、南水平线区—统计数据在图片的下半部获取。这种选择适用于那些需要消除地面—天空边界问题的室外图片。

3、中心区—统计数据在图像的中间 1 / 4 范围内获取。对于那些主要关心中间部分曝光的肖像图片来说是很理想的。

接着在此区域内获取图像的统计数据, 然后计算所有颜色像素种类各自的平均值。通过一定的方法计算出 r 、 b 、 g 的均值。

然后一旦获取所有颜色像素种类(例如红颜色像素、绿颜色像素、蓝颜色像素)各自的平均值, 获得的最大的均值被作为标准参考值。

最后用这个最大的均值除以任意一种颜色像素的均值计算出该种颜色的乘

法系数。

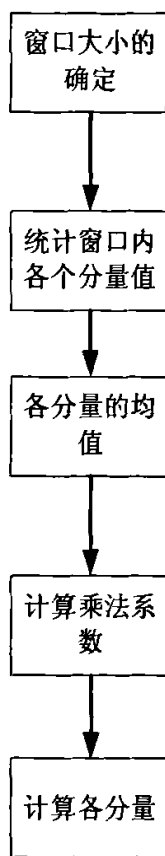


图 3.18 灰度世界白平衡的流程图

灰度世界白平衡算法的伪代码如下所示：

```

While a frame is not finished
if the pixel is in the window
    SumR=SumR+R;
    SumG=SumG+G;
    SumB=SumB+B;
    Num=Num+1;
end
Ravg=SumR/Num;
Gavg=SumG/Num;
Bavg=SumB/Num;
avg=max(Ravg, Gavg, Bavg)
  
```

```
kR=avg/Ravg;  
kG=avg/Gavg;  
kB=avg/Bavg;  
end  
RGB=next_frame_RGB×[kR,kG,kB];
```

3. 6. 4 自动搜索白点白平衡

在前述的方法中，都是人为主观的给定白平衡的统计区间，这样并不能很好的跟随场景光源的变化。自动搜索白点白平衡^[19]（auto-search white-point white balance mode）可以根据周围场景的变化，光源的转换，检测出哪些区域的色彩有可能是白色的，是符合白平衡统计条件的，然后对这些区域进行统计，求得各分量增益的变化。大致流程图如图 3.19 所示。该算法也集成于此 ISP 当中，和灰度世界白平衡产生互补的效果。

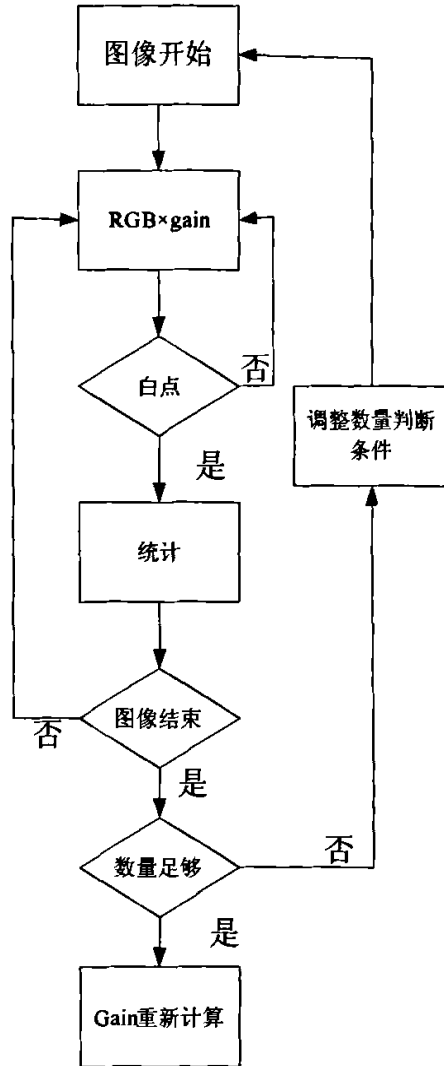


图 3.19 自动白点搜索白平衡流程图

首先，此时已经有一个原始的增益数值，该数值是由前一幅图像经过 AWB 后得到的，将输入的 RGB 图像乘以该增益，得到一幅经过增强处理的图像。接着需要判断图像中的任意一个像素点是不是白点，如果是，则将参加后续统计，否则跳过。设定一组阈值，即每个分量的灰度的上限和下限，这个范围对于每个分量都应该相同。当某个像素点的三个分量的灰度值都位于这个范围之内，则该点将参加统计。这样可以很好的避免当某一个分量过低，另外的分量过高，产生错误的统计结果。因此上下限的选择对于图像的白平衡至关重要。

然后对白点进行统计。分别累加本幅图像中 RGB 三个色彩分量的灰度值，

同时统计白点的数目。

当对一幅图像统计结束,判断白点的数量是否满足要求,如果数量落在设定好的范围之内,说明统计有效,可以进行本幅图像的白平衡的计算。如果统计点的数量过少,说明此时的统计值不能有效的反映图像白点的状态,需要降低灰度阈值下限,升高灰度阈值上限,即增加灰度阈值窗口的大小。如果统计点的数量过多,说明此时会有非白点的像素进入了统计环节,会使统计结果产生偏差,需要升高灰度阈值下限,降低灰度阈值上限,即缩小灰度阈值窗口的大小。

最后,将对增益重新计算。此时的框图如图 3.20 所示。对 RGB 三个分量分别求统计平均值,即统计值除以统计的点的数量。得到三个平均值中的最大值和最小值,如果这两值之差比预先定义的差值要小,说明图像中 R、G、B 的分布很均匀,已经达到了白平衡,此时就不需用对增益进行任何的调节,仍旧使用上幅图像的增益值。如果两者之差比预先定义的差值要大,说明图像中的 R、G、B 的数量没有达到相似,需要对增益进行调整。此处采用最大值为调整目标,计算需要将增益改变为多少,用此最大值除以每个色彩分量的均值得到目标增益值。此时如果将此目标增益值作为新的增益值时,会在连续变化的动态图像中出现整幅图像色彩的剧烈变化,人眼对于这种亮度的变化非常的敏感,会认为此图像在闪烁抖动。因此,需要在原有增益和目标增益之间选取一个折衷的值,这样可以使图像在白平衡中的过渡变的更加平稳,更加适合人眼的观察习惯。如果折衷值选取的过于靠近目标增益大小,就会产生上面所提到的问题。相反,如果折衷值选取的过于靠近原始增益大小,就会使白平衡收敛时间过长,在快速光源切换中就达不到理想效果。

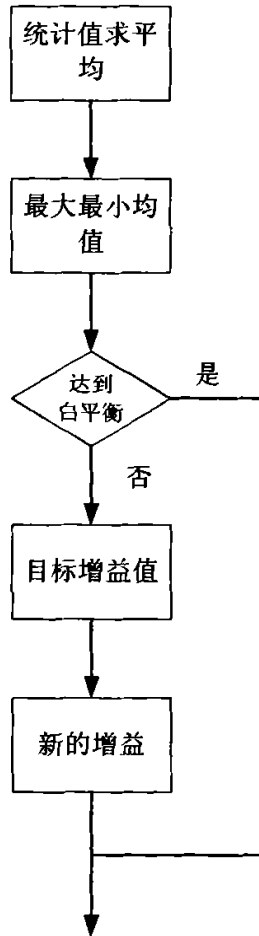


图 3.20 增益计算的框图

自动搜索白点白平衡算法的伪代码如下所示：

While this fram is over

data=RGB×pre_gain

if (R > limit_down and R < limit_up
 and G > limit_down and G < limit_up
 and B > limit_down and R < limit_up)

sumR=sumR+R;

sumG=sumG+G;

sumB=sumB+B;

num=num+1;

end

```

end
if (num>num_down and num<num_up)
    avgR=sumR/num;
    avgG=sumG/num;
    avgB=sumB/num;
    avgMAX=max(avgR,avgG,avgB);
    avgMIN=min(avgR,avgG,avgB);
    if ( avgMAC-avgMIN > avg_margin)
        targetR=avgMAX/avgR;
        targetG=avgMAX/avgG;
        targetB=avgMAX/avgB;
        post_gianR= (pre_gianR×5 + targetR×3) /8;
        post_gianR= (pre_gianR×5 + targetR×3) /8;
        post_gianR= (pre_gianR×5 + targetR×3) /8;
    end
end
end

```

3. 6. 5 硬件实现

灰度世界自动白平衡和自动搜索白点白平衡有各自的优点和使用场合。灰度世界自动白平衡对于图像的还原效果虽然没有自动搜索白点白平衡的效果好,但是它能够适应几乎所有的场景和光源。后者虽然在效果上占有优势,但是对于一些特殊的场景情况就无能为力了,比如在某个场景中主要以单色调为主,那么它就不能找到足够多的白点进行白平衡的计算。因此灰度世界自动白平衡可以用作自动搜索白点白平衡的一个补充,这样就能更好的提高 ISP 的适用范围。

在本文所讨论的 ISP 中,集成了这两种不同的白平衡实现方法,以达到更好的图像还原效果。白平衡的计算是在一帧图像中进行统计,一帧图像结束以后进行计算,将会有充足的时间使用进行大量的计算。在白平衡模块中,进行了大量的统计运算,将导致寄存器过于庞大,所以统计点的数量不能太多,可以通过选择图像中的部分区域实施以上方法。另外此时将使用位数很宽的除法器(预留了

外的物体也不比室内的亮很多。然而 CMOS 传感器却不知道此时光源发生了改变，如果仍然按照室内的曝光时间来对室外物体进行曝光，就会产生过曝现象，即整个图像画面几乎变成了纯白色，无法再看清其中的物体。因此，需要对曝光时间和增益大小进行调整，达到一个新的平衡。同理，对于其他情况，如从暗到亮，从亮到非常亮，从非常亮到亮，从亮到暗等情况都需要进行这种调节。

曝光控制包括了手动曝光控制和自动曝光控制。前者是人根据周围光强的变化，手动设定相机光圈的大小，或者选择不同的相机底片进行调节，这种方法虽然提供了很高的灵活性，但是需要使用者有很充足的经验，能够很正确的对光强作出合理的判断。自动曝光控制是通过特定的算法，对已拍图像进行统计，判断此时是否存在光强的剧烈变化。它的使用是非常广泛的，它可以很好的适应各种光强的改变。

自动曝光控制 (AEC) 即 auto expose control 的缩写。在 ISP 中使用的 AEC 算法的流程图如图 3.22 所示。因为在此要对图像的亮度进行调整，就要先把图像从 RGB 色彩空间转换到 YCbCr 色彩空间中去。此时得到了表征图像亮度的 Y 分量，当该像素点落在了需要统计的窗口内时，对 Y 分量进行数据统计。窗口一般为图像的中央区域，这种方法即是中央重点测光技术，因为中央的点更能反映图像所处的光源情况。当对所有 Y 值统计结束后，即一帧图像结束，求得整幅图像得亮度平均值 $Y_{average}$ 。用此亮度值和事先设定好的亮度值 Y_{target} (即希望图像调整到的亮度) 相比较，得到下次图像希望到达的亮度值 Y_{next} ， Y_{next} 是 $Y_{average}$ 和 Y_{target} 的加权均值，原理同 AWB 中的加权值，旨在防止图像亮度的抖动。接着需要计算下幅图像的总增益，计算方法如下所示：

$$G_{next} = \frac{Y_{average}}{Y_{tmp}} G_{this} \quad (4.7.1)$$

通过新增益和原来增益大小的比较，及原先图像所处的环境，可以判断出下一幅图像所处的环境。最后按照下幅图像的光源的强度重新分配曝光时间和增益的大小。

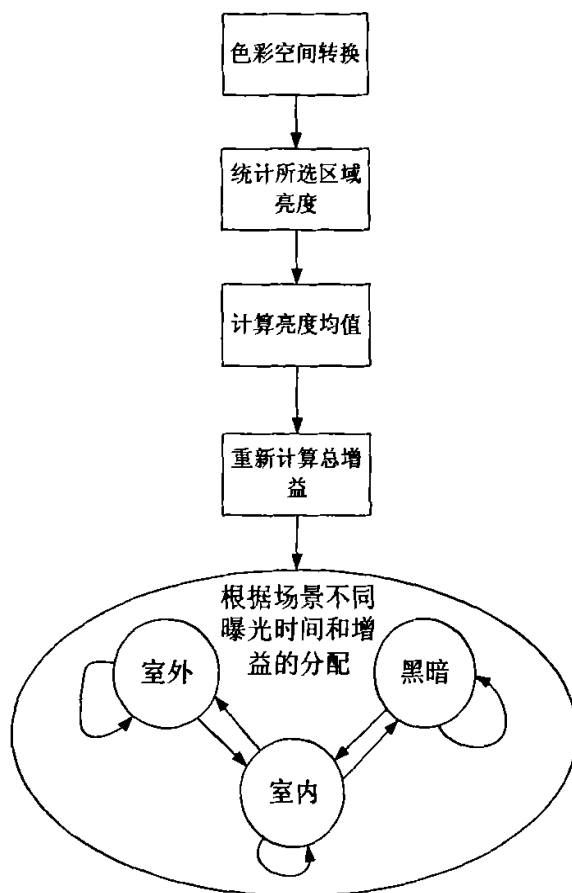


图 3.22 AEC 算法流程图

3. 7. 2 硬件实现

在自动曝光控制模块的电路中，最为关键的是状态机的设计，此时会有多种场景的切换，需要根据不同的光强变化，作出正确的判断。其中亮度统计部分跟随 ISP 流水线中的数据而实时进行统计。由于统计数量过于庞大，如果要对图像窗口内的点全部进行统计，那么会占用很多位的寄存器空间，并且使后续除法器的位数过宽，因此又设置了一个 4×4 的窗口，在此窗口中仅统计左上角的点，这样可以减少 16 倍的统计量，大大节省了硬件开销。在本模块中将会使用到多个除法操作，因为这些除法操作在时间上是不相重叠的，所以可以让它们共同使用一个除法器。该除法器为 26 位宽，因为整个模块有充足的时间进行计算，所以该除法器可以设计成为一种序列除法器，它在多个时钟周期内完成除法操作，

却能够大大的减少硬件资源的占用。

整个模块在一帧图像内完成，时序条件可以很好的满足。此模块综合后，得到大约为 6k 门的电路。

第四章 ISP 各模块在 FPGA 上的验证

本次验证采用了 Xilinx 的 FPGA 验证平台,使用 VirtexII XC2V6000 FF1152。

首先利用 Synopsys 的 dc-FPGA 工具综合后,得到门级网表,然后将其下载到 FPGA 开发板中,进行验证得到以下结果。

输入图像,来源于格科微电子的 CMOS sensor。为 bayer 型模式的原始输出图像,按照表 3.1 的顺序排列像素位置。如图 4.1 所示。可以明显的看出图像中存在一些零散的坏点,并且整幅图像都被高斯噪声所模糊了。



图 4.1 ISP 的输入数据图像

经过线性纠正后得到图 4.2 所示的图片。可以看见整幅图像在亮度较高的地方会被加亮,使图像变为线性。



图 4.2 经过线性纠正后的图片

经过去噪和去坏点后得到图像如图 4.3 所示。可以发现图像中的坏点已经基本被清除干净，而且图像的噪声也大幅度降低。



图 4.3 经过去噪和去坏点后的图像

经过内插之后得到的图像如图 4.4 所示。成为真正意义上的 RGB 三色空间上的图像。



图 4.4 经过内插后得到的图像

因为 AWB 需要经过一定的时间才能够收敛，图 4.5 所示图像经过数秒后基本稳定，此时可以发现图像的白色区域更加接近纯白色，当处于光源温度变化时，效果将更加明显。



图 4.5 经过自动白平衡后的图像

AEC 模块只能在动态模式才能观察到它的效果，即光源强度发生改变时才能发挥作用，此处将不再给出此模块处理后的效果图。

综上所述，可以明显的看到图片的质量的提高。

第五章 总结

本文主要探讨了在 CMOS 传感器应用领域中,利用图像信号处理器 (ISP) 对图像进行恢复和还原的操作。一个好的算法能够大大提高输出图像的质量,一个先进的电路结构,能够保证在低成本、低功耗的前提下也能达到高质量的输出图像。前面就以上两点作出了详尽的分析。

本为在第三章中详细的分析了 ISP 中重要模块的已有算法,并且提出了一些新的算法和见解,并完成了电路的实现,最后在第四章中,利用 FPGA 对设计进行了验证,并给出了经过硬件处理过的图像。

伴随着工艺技术和设计的技术的提高,CMOS 传感器的市场前景越来越广阔。它的使用范围也将会越来越多,对于图像质量的还原要求也在不断提高中。通过集成 ISP 在内部,可以实现专用集成电路对图像处理加速功能,减少了主处理器的工作负担。目前拍照手机已经成为了主流趋势,其图像的分辨率也在进一步提高中,市场上已经出现了很多具有 300 万像素的拍照手机。为了统一业界在手机拍照领域的标准,Nokia 和 ST 提出了一种新的体系结构标准,即 SMIA (标准移动图像体系结构)。在这个标准中定义了一个接口电路 (SubLVDS) 的电气特性和输出数据格式。

此外,CMOS 传感器在 pc camera、PDA 等电子设备中也大放异彩。同时,更高性能的传感器和 ISP 已经出现在了数码相机等专业设备中。基于这种技术的应用将会无限广阔。

参 考 文 献

- [1] Bayer B E, Color imaging array,U. S. Patent 3,971, 065, 1976
- [2] Rafael C. Gonzalez, and Richard E. Woods. Digital Image Processing, Second Edition. Prentice Hall.
- [3] Lee J S. Speckle Analysis and Smoothing of Synthetic Aperture Radar Images. Computer Graphic and Image Processing, 1981,17:24-32
- [4] Lee J S. Digital Image Enhancement and Noise Filtering by Use of Local -Statistics. IEEE Trans. On Patern Analysis and Machine Intelligence, March, 1980, Vol.PAM1-2, No.2:165-168
- [5] Lee J S. Speckle Analysis and Smoothing of Synthetic Aperture Radar Images. Computer Graphic and Image Processing, 1981,17:24-32
- [6] Kuan D T., Sawchuk A A., Strand T C., and Chavel P. Adaptive Restoration of Images with Speckle. IEEE Trans. On Acoustics, Speech, and Signal Processing, March, 1987, Vol.ASSP-35, No.3:373-383
- [7] Kuan D T., Sawchuk A A., Strand T C , and Chavel P. Adaptive Noise Smoothing Filter for Image with Signal-Dependent Noise. IEEE Trans. On Analysis and Machine Intelligence, March,1985,Vo l.PAMI-7,N o.2:165-177
- [8] C. Tomasi, R. Manduchi. Bilateral Filtering for Gray and Color Images. Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Computer Vision, Bombay, India.
- [9] Michael Elad. On the Origin of the Bilateral Filter and Ways to Improve It. IEEE Transactions on Image Processing, Vol.11, No.10, October 2002: 1141-1151.
- [10] Jones T, Durand F, and Desbrun M. Non-iterative, feature preserving mesh smoothing. ACM Transactions on Graphics, 2003.
- [11] Bahadir K. Gunturk, John Glotzbach, Yucel Altunbasak, Ronald W. Schafer, and Russel M. Mersereau. Demosaicking: Color Filter Array Interpolation. IEEE Signal Processing Magazine, January, 2005: 44-54.
- [12] A.Lukin and D. Kubasov. High-Quality Algorithm for Bayer Pattern Interpolation. Programming and Computer Softeware , Vol. 30, No.6,2004:

347-358.

- [13] Alessandro Rizzi, Carlo Gatta, Daniele Marini. Color Correction between Gray World and White Patch. Human Vision and Electronic Imaging VII, Vol. 4662 367-375.
- [14] F Gasparini, R Schettin. Color Correction for Digital Photographs. Proceedings of the 12th International Conference on ImageAnalysis and Processing, IEEE 2003.
- [15] Kwangho Yoon, Chanki Kim, Bumha Lee, Doyoung Lee. Single-Chip CMOS Image Sensor for Mobile Applocations. ISSCC 2002 SESSION 2 IMAGE SENSORS 2.2.
- [16] A.Bosco, M.Mancuso, S.Battiato, and G Spaminato. Adaptive temporal filtering for CFA video sequences. Proc. ACIVS'02,pp.S00:1-6,Sep 2002.
- [17] R.T. Davis and A. Rosenfeld. Noise cleaning by iterared local averaging .IEEE Trans, SMC-8:705-710, 1978.
- [18] R.T. Chin and C.L.Yeh. Quantutative evaluation of some edge-preserving noise-smoothing techniques.CVGIP,23:67-91,1983.
- [19] Graham D.Finlayson, Mark S.Drew. White-point preserving color correction.1997.
- [20] M.H. Brill. Suggested modification of cmc formula for acceptability. ColorResearch and Application,17(6):402-404,1994.
- [21] P.C.Hung.Color rendition using three-dimensional interpolation. In Imaging Applications in th work world,Vol.900,1988:111-115.

致 谢

本文的选题和研究工作都是在格科（上海）微电子有限公司完成的。真诚的感谢格科微电子公司能够给我提供这样一个完善的平台，使我能够深入产品研发、设计。

我在研究生的两年学习中得到了导师史峥副教授细心指导和教诲，使我能够更加深入到集成电路领域的终究中，并且在本次科研项目中得到了史老师了的热忱帮助和关怀，谨致以衷心的感谢！

在此感谢格科微电子的 CEO 赵立新、经理孟庆、马小妹的悉心指导和帮助，使我更加深入到技术领域，让我在进行研究的同时受益匪浅，并且能够顺利地完各项研究工作！同时在此也非常感谢格科微电子的其它员工对于作者在课题研究期间的指导和帮助。

在此也感谢实验室的学长、同学、学弟、学妹们，感谢他们陪伴我度过这愉快的两年研究生的学习、生活。

衷心感谢为审阅本文付出辛勤劳动的各位专家和学者！