

# 目 录

摘 要 .....	I
ABSTRACT .....	II
第一章 绪论 .....	1
1.1 光子神经网络研究背景及意义 .....	1
1.2 研究现状 .....	2
1.3 论文的主要工作及安排 .....	6
第二章 SOA 光子脉冲 LIF 神经元特性 .....	9
2.1 生物 LIF 神经元工作原理 .....	9
2.2 SOA 光子脉冲 LIF 神经元载流子动态分析 .....	11
2.3 光子脉冲 LIF 神经元的传输特性分析 .....	14
2.3.1 脉冲在 SOA 中的传播速率分析 .....	14
2.3.2 光脉冲在 SOA 中的放大特性分析 .....	16
2.4 LIF 神经元的影响因素 .....	19
2.4.1 SOA 注入电流对响应特性的影响 .....	19
2.4.2 SOA 时间积分响应特性 .....	19
2.4.3 SOA 阈值判决响应特性 .....	19
2.4 小结 .....	20
第三章 基于 SOA 的光子脉冲 LIF 神经元设计 .....	21
3.1 LIF 神经元光学模型 .....	21
3.2 LIF 神经元光学模型模块及原理介绍 .....	22
3.2.1 LIF 模型增益延迟模块 .....	23
3.2.2 LIF 模型泄露积分模块 .....	23
3.2.3 LIF 模型阈值判决模块 .....	25
3.3 LIF 神经元光学模型参数调节及优化 .....	30

3.4 小结 .....	33
第四章 基于 SOA 的脉冲 LIF 神经网络 .....	35
4.1 基于 SOA 的脉冲 LIF 神经元的“异或”逻辑实现与分析 .....	35
4.1.1 “异或”逻辑设计原理 .....	35
4.1.2 “异或”逻辑仿真及结果分析 .....	36
4.1.3 “异或”参数调整和优化 .....	37
4.2 具有兴奋性和抑制性神经元的实现与分析 .....	39
4.2.1 具有兴奋性和抑制性神经元结构设计 .....	40
4.2.2 具有兴奋性和抑制性神经元仿真结果分析 .....	40
4.2.3 具有兴奋性和抑制性神经元参数调整和优化 .....	41
4.3 小结 .....	43
第五章 总结与展望 .....	45
参考文献 .....	47
在学期间取得的科研成果 .....	53
致 谢 .....	55

## 摘 要

运用神经网络的优势,搭建合理的平台实现数据的高速处理是一种较好的解决办法。脉冲神经网络作为第三代神经网络,可在计算速度和性能上得到良好改善。光子神经网络与电子神经网络相比具有速度快、能耗低、传输容量大和抗电磁干扰能力强等优点,是未来实现高速处理大量数据的理想选择。本学位论文基于半导体光放大器的非线性效应,研究了光子脉冲神经网络的基本组成单元-光子脉冲积分泄露(leaky-integrate-and-fire, LIF)神经元,并对该种神经元进行网络组合,实现了基本逻辑运算,对其中的“异或”逻辑进行详细展开研究并对其仿真结果进行分析和改进;实现了神经系统中可以处理兴奋性和抑制性信号的神经元研究。具体内容包括:

(1)研究分析了生物 LIF 神经元的工作原理,并对本文所提出的基于半导体光放大器(Semiconductor Optical Amplifiers, SOA)的光子脉冲 LIF 神经元工作原理进行分析。由于光子脉冲 LIF 神经元通过载流子浓度来体现放大功率,通过放大功率体现神经元受刺激后的参数变化,所以重点分析了 SOA 的载流子动态方程。分析了光子脉冲 LIF 神经元的光子传输特性,从光子脉冲在 SOA 中的传输速率和放大特性两方面分析,为之后的系统研究和优化奠定了基础。

(2)进行基于 SOA 光子脉冲神经元的建模,把模型分三个部分分别进行分析:增益延迟模块、积分泄露模块、阈值判决模块;重点分析了积分泄露模块和阈值判决模块。详细介绍了模块中所应用到的 SOA 非线性效应,并对非线性效应进行公式推理,在此基础上进行相应原理的仿真分析。

(3)对光子脉冲 LIF 神经元进行实际应用,该神经元模型可实现基本的逻辑功能,在基本逻辑功能基础上组合实现了全光“异或”逻辑网络,对“异或”逻辑网络进行仿真分析,最后对仿真参数设置进行优化;之后又运用该 LIF 神经元实现了能够处理兴奋性和抑制性信号神经元,对处理兴奋性和抑制性信号神经元进行仿真分析,最后对仿真参数设置进行优化。系统整体的传输处理速率可达到 10Gb/s,实现了光信号对脉冲数据的高速处理。

**关键词:** 光通信; 全光逻辑; 光子脉冲神经元; LIF 神经元

# ABSTRACT

Utilizing the advantages of neural networks to build a suitable platform for high-speed data processing is a good solution. As the third generation of neural networks, spiking neural networks can achieve good improvements in computation speed and performance. Compared with electronic neural networks, photonic neural networks have the advantages of high speed, low energy consumption, large transmission capacity, and strong anti-electromagnetic interference capability, making them an ideal choice for high-speed processing of large amounts of data in the future. This thesis is based on the nonlinear effects of semiconductor optical amplifiers and studies the basic building unit of photonic spiking neural networks - the Photonic Leaky-Integrate-and-Fire (LIF) neuron. It also investigates the network combination of such neurons to implement basic logic operations, with a detailed expansion and simulation analysis and improvement of the "XOR" logic; it achieves research on neurons in the nervous system that can handle excitatory and inhibitory signals. The specific contents include:

(1) The working principle of biological LIF neurons was studied and analyzed, and the working principle of the proposed photonic pulse LIF neuron based on Semiconductor Optical Amplifiers (SOAs) was analyzed. Since the photonic pulse LIF neuron reflects the amplification power through carrier concentration and the neuronal parameters after stimulation through amplification power, the carrier dynamics equation of the SOA was analyzed in detail. The photon transmission characteristics of the photonic pulse LIF neuron were analyzed from the aspects of transmission rate and amplification characteristics in the SOA, laying the foundation for subsequent system research and optimization.

(2) Modeling based on the SOA photonic pulse neuron was conducted, dividing the model into three parts: the gain delay module, the leaky integration module, and the threshold decision module; with a focus on the leaky integration and threshold decision modules. The nonlinear effects applied in the modules were introduced in detail, and formula derivation for the nonlinear effects was performed, based on which simulation analysis of the corresponding principles was conducted.

(3) Practical applications of the photonic pulse LIF neuron were explored, where the neuron model could implement basic logic functions. Based on this, a full-optical "XOR" logic network was combined and simulated. The simulation of the "XOR" logic network was analyzed and discussed, followed by optimization of the simulation parameters. Subsequently, the LIF neuron was used to handle neurons that can process excitatory and inhibitory signals, and the simulation analysis and discussion of these neurons were carried out, followed by optimization of the simulation parameters. The overall transmission processing rate of the system can reach up to 10Gb/s, achieving high-speed processing of pulse data by optical signals.

**Key words:** optical communication; all-optical logic; photonic pulse neurons; leaky-integrate-and-fire neurons

## 第一章 绪论

### 1.1 光子神经网络研究背景及意义

随着近年来科学技术的进步，人工智能和机器学习相关技术迅速发展，而神经网络作为这些技术的一个重要分支与支撑，发挥着不可替代的重要作用。人工神经网络能够模拟人脑的神经形态处理与运算，对大量信息进行分析与运算，从而快速得到准确的结果，是人工智能的核心。人工智能和机器学习已经运用到生活中的各个领域：算法处理、图像识别、声音识别等<sup>[1-3]</sup>，已经实现了大规模数据的处理与分析运用，在电子状态下对机器学习的实践与应用已达到较为广泛且良好的效果。

目前，神经网络已经发展为第三代神经网络——脉冲神经网络(Spiking Neural Network, SNN)。神经网络的发展主要经历了以下几个阶段：第一代神经网络可追溯到1943年美国心理学家 McCulloch 和数学家 Pitts 提出的 McCulloch-Pitts 模型<sup>[4]</sup>，1958年美国计算机科学家 Rosenblatt 提出“感知机”概念并用电路实现，可以模拟生物初步的感知和学习能力<sup>[5]</sup>，但随后人们发现单层与多层感知机能力有限，仅能解决一阶谓词逻辑问题，但不能解决如“异或”这样的问题，因此开始向深度网络发展<sup>[6]</sup>。第二代神经网络是在第一代的基础上使用连续函数作为激活函数，神经元处理的实数值表示脉冲发放频率，是基于联结的多层人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)<sup>[7]</sup>。1982年，美国物理学家 Hopfield 建立了一种新的模拟生物神经系统的递归神经计算模型——Hopfield 神经网络模型<sup>[8]</sup>，为后续算法和非线性研究奠定基础<sup>[9]</sup>。

神经科学的一些实验数据表明，视觉、听觉等许多生物神经系统都采用神经元发放的脉冲时间来编码信息<sup>[10-11]</sup>，于是，更加符合生物生物神经系统工作过程的第三代神经网络——脉冲神经网络(Spiking Neural Network, SNN)应用而生，使用时间编码方式进行信息的传输与处理<sup>[12]</sup>。与之前的第一代和第二代神经网络相比，第三代神经网络可以较好地模拟生物神经元的工作特性，能够有效缩短神经科学与机器学习二者之间的差距，更接近地描述实际生物神经系统，从而实现信息地高效处理。其次，脉冲神经网络最显著的特征是处理在时域上离散的数字脉冲信号而非连续的模拟信号，因此更适合于硬件实现与处理<sup>[13]</sup>。

但现在，计算机需要处理的数据量增大的同时，也要求其处理速度要提高，因此传统的电子神经网络的发展也遇到了一些瓶颈。目前研究者在电子神经网络方面

取得了重大突破，但在功耗与速度方面有一定的牺牲<sup>[14-20]</sup>。而神经网络具有人脑计算的优点：处理性能强、功耗低等优点。另一方面，相对于电子对于数据的处理，光以其的传输速度快、带宽大、功耗低等优势在通信领域中被逐渐应用。将光子与神经网络结合起来可以让运算速度得到提升和改进系统性能，从而成为研究热点。因为光子相对电子的带宽更高，所以在相同情况下能够处理的数据量更大，而且光子芯片也能直接处理模拟信号<sup>[21]</sup>，可以省去模数转换的复杂过程。但在现在研究的光子神经网络中，研究者大多是通过使用光电结合的方式来实现的<sup>[22-24]</sup>，虽然在速率上较电子神经网络有一定的提高，但并没有充分使用光子的全部优势，因此基于光子的光计算方式是突破运算传输速率和容量的有效方式。

上世纪90年代，有研究者提出了光子神经网络<sup>[25]</sup>，光子神经网络有效避免了电子神经网络的劣势且结合了光电子与人工智能的优势。目前，光子神经网络研究大致分为前馈神经网络、循环神经网络和光脉冲神经网络三种结构<sup>[26]</sup>：前馈神经网络的基本特征是信息由输入层到输出层单向传输，一般分为全连接和卷积两种网络；循环神经网络又称为存储池计算，其网络各层之间的信息不仅可以单向传递，也可以在节点间连接与后向反馈连接<sup>[27-29]</sup>；脉冲神经网络与相较于前馈神经网络和循环神经网络，更接近生物学神经模型且处理时间信息的能力较强，可以处理时域上的离散脉冲信号，是未来发展的一大趋势，另外，脉冲神经网络中的神经元只有当膜电位达到阈值时才被激活，产生一个信号并将其传递给其他神经元，提高或降低其级联的神经元膜电位，从而实现信息的处理与传输。脉冲神经网络的处理时空数据的功能有所增强，事实证明，脉冲神经元比其他神经元有更强大的计算力。而组成神经网络最基础的单元是神经元，神经元的性能直接决定了整体系统的功能。因此研究和构造一种原理简单易实现，抗干扰能力强且易集成的神经元尤其重要。

### 1.2 研究现状

人工神经网络是逐个神经元通过不同的连接方式连接形成的，主要应用于实现算法、语音识别、图像识别等功能，应用于国防安全、教育、医疗等领域<sup>[30]</sup>。由于全光神经网络处理信息的速度极快，而且能够直接处理模拟信号，使得全光神经网络的实现成为可能。相对于传统的电子神经网络，光子神经网络在传输和信息处理中具有低能耗、高带宽和处理速度快等优点，利用上述优点集成光子神经网络进行信息传输和处理，逻辑计算，芯片集成等，因此光子神经网络的研究逐渐成为多学

科融合的研究热点。光子脉冲神经元是构成光子神经网络的基本单元，近年来成为国内外高度关注的研究热点<sup>[31-39]</sup>。LIF模型作为第三代神经网络的最常见最简单的模型之一，可进行非连续的脉冲信号处理，其中最重要的是神经元的膜电位。通俗来讲，是神经元膜内外电压一旦达到某一阈值，脉冲就会被发放。因为结构较为简单，所以也适合人工神经网络的硬件实现。

### 一、国外研究现状：

2009年，普林斯顿大学的 P.R.Prucnal 团队首次提出光子 LIF 神经元<sup>[40]</sup>，2011年，该团队设计了一种超快的基于 SOA 的全功能光子 LIF 神经元<sup>[41]</sup>，该方案中实验装置构成了一个完整的漏泄积分和激发神经元的全光实现之后又改进为包含两个由高非线性光纤构成阈值器的 LIF 神经元，如图 1.1 所示<sup>[41]</sup>。但含有两个阈值器的 LIF 神经元过于复杂且成本昂贵，而且没有实现对 LIF 神经元的抑制性输入；针对上述问题，该团队继续提出了一种可以同时接收兴奋性和抑制性输入的对称光子神经元结构<sup>[41]</sup>，如图 1.2 所示，该神经元可以实现当且仅当有兴奋性信号输入而没有抑制性信号输入时，神经元才会发放脉冲。2013年，普林斯顿大学 Nahmias 提出了一种分布式反馈激光器(Distributed Feed-Back Laser Diode, DFB)激光器神经元，该神经元是将可饱和吸收体(Saturable absorber, SA)嵌入 DFB 激光器中，可以超快模拟光脉冲神经元的动力学行为，并评估了使用混合硅 III-V 族平台加工大规模 DFB 激光神经网络的可行性<sup>[42]</sup>。

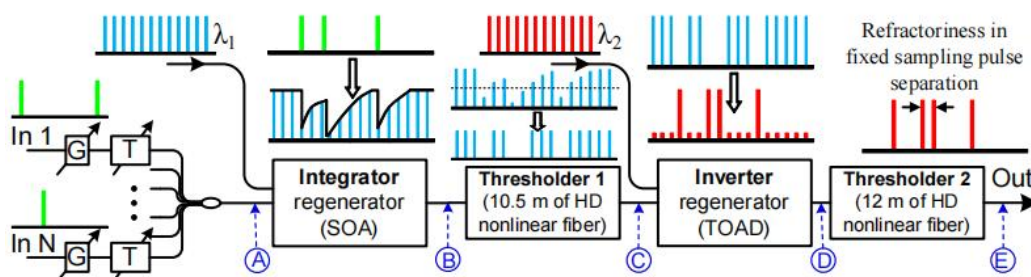


图 1.1 光子神经元的框图<sup>[41]</sup>

2015年，B.Gholipour 等研究者基于硫氧化镓镧光纤的光致暗化效应，设计了一种新的光学 LIF 神经元方案<sup>[43]</sup>，该方案使用红光照射光纤使其透射率发生改变，利用光致暗化效应在一定时间范围内累加可进行积分处理，从而得到光学 LIF 神经元。2018年，I.Chakraborty 等研究者基于锗铋碲化合物材料的相变特性设计了光学 LIF 神经元<sup>[44]</sup>，原理为温度变化引起折射率变化，可以实现兴奋性和抑制性输入信号的



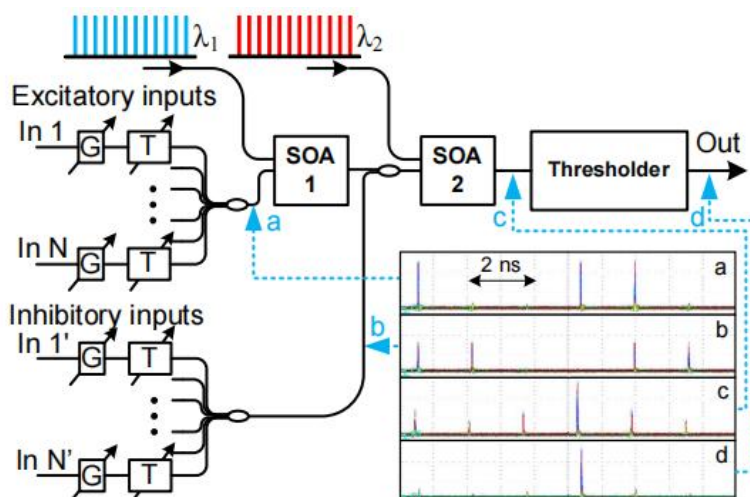


图 1.2 具有兴奋和抑制输入的对称光子神经元示意图<sup>[41]</sup>

加权处理；同年，普林斯顿大学 Peng 制造了基于 DFB 激光器和平衡光电探测器的集成激光神经元，并于 2019 年根据该集成激光神经元设计了光脉冲神经网络集成芯片如图 1.3 所示<sup>[45]</sup>。该芯片主要由 9 个集成激光神经元、高速平衡光电探测器以及连接的金属线组成，演示了包括积分、脉冲响应、不应期等基本的脉冲动力学行为，并通过仿真实现了异或运算。2019 年，J.Feldmann 等研究者使用波分复用器和微环等级联结构也实现了光脉冲神经元。

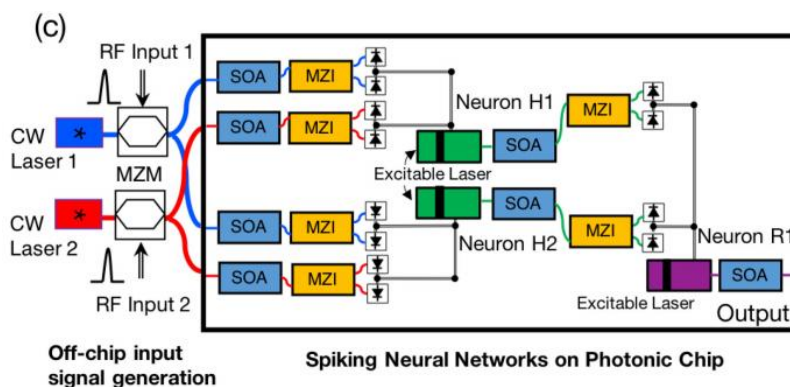


图 1.3 实现异或运算的光子神经网络的示意图<sup>[45]</sup>

## 二、国内研究现状：

2015 年，北京大学的赵建业教授团队使用 SOA 实现了光子的脉冲时间依赖可塑性(Spike-Timing-Dependent Plasticity, STDP)学习机制<sup>[46]</sup>。2016 年，北京交通大学的王智团队基于 SOA 的交叉增益调制效应(Cross-gain Modulation, XGM)提出一种神经学习算法的光学实现，可实现 STDP 和 anti-STDP 算法<sup>[47]</sup>。2018 年，该团队进一步

进一步研究了带有饱和吸收体(Saturable Absorber, SA)的垂直腔面发射激光器(Vertical Cavity Surface Emitting Laser, VCSEL)的脉冲特性等问题<sup>[48]</sup>。2016年,西安电子科技大学郝跃院士团队通过光脉冲注入 VCSEL 研究了神经元的动力学特性,对光子 SNN 的研究奠定了基础<sup>[49]</sup>。2019年,该提出了一种基于 VCSEL 的光脉冲神经网络如图 1.4 所示<sup>[50]</sup>,该神经网络由  $n$  个 VCSEL 基于的突触前神经元和 1 个基于 VCSEL 的突触后神经元组成。突触前神经元和突触后神经元通过能够执行光子 STDP 的自适应突触连接,输入脉冲序列送入光脉冲神经网络,通过垂直腔半导体光放大器实现的光突触更新迭代突触权重,最后由突触后神经元的输出识别脉冲模式。2020年,深圳大学的翟敏君提出了一种高速全光可微阈值的光子神经元如图 1.5 所示<sup>[51]</sup>,该神经元的可微阈值模块采用泵控方式对 Sagnac 环形干涉仪的交叉相位调制效应进行控制,实现可控的阈值判决功能。该种光子脉冲神经元可在较低工作功率中进行高速计算,但该神经元构成较为复杂且不易控制。

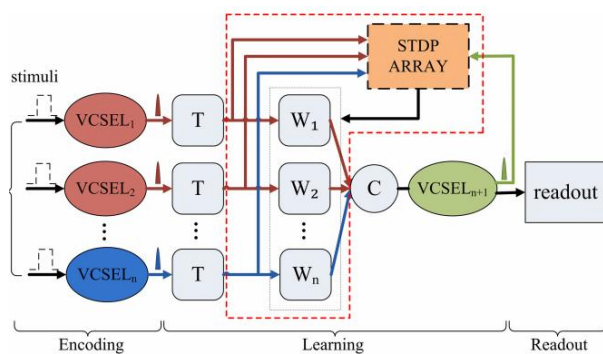


图1.4 实现异或运算的光子神经网络的示意图<sup>[50]</sup>

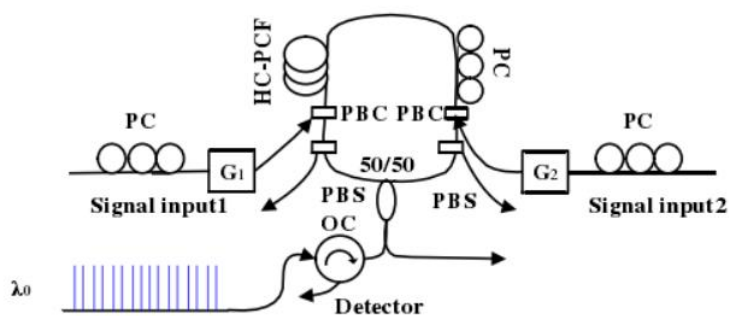


图1.5 新型全光可微阈值脉冲神经元设计示意图<sup>[51]</sup>

2021年,西安电子科技大学郝跃院士课题组的张雅慧博士深入研究了基于垂直腔面发射半导体激光器、内置饱和吸收区的 VCSELs 的类神经元特性和基于垂直腔半导体光放大器的类突触特性<sup>[52]</sup>,推动了全光网络的发展;同年,该课题组又提出

了运用具有尖峰 VCSEL 神经元的全光学神经形态进行二进制卷积, 并且可以对高分辨率图像进行操作<sup>[53]</sup>; 之后, 该课题组首次基于垂直腔表面发射激光器以光学方式执行模拟神经元样动力学, 并为用快速简单的全光尖峰神经网络解决异或(XOR)分类任务提供了一种新的方法<sup>[54]</sup>, 如图 1.6 所示。2022 年, 西南大学的吴正茂教授课题组展开了对带有饱和吸收体的垂直腔面发射激光器(VCSEL-SA)光子神经元的研究, 实现了全光逻辑门和一种四位二进制数据的超快模式识别方案<sup>[42,55]</sup>。

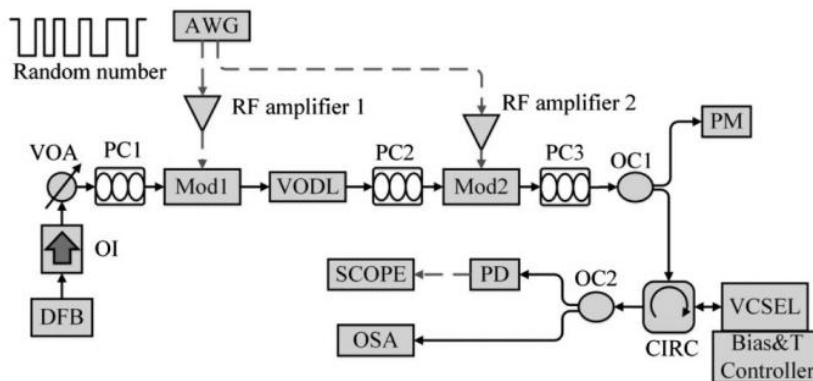


图 1.6 实现异或运算的光子神经网络的示意图<sup>[51]</sup>

2022 年, 上海交通大学张文甲团队提出一种基于光注入方案的多频开关产生可控脉冲动力学的方法, 该方法有助于挖掘第三代神经网络的时空特性<sup>[56]</sup>, 同年, 该团队提出一种基于监督学习算法的双层脉冲神经网络, 可用于脉冲序列训练和数据集的分类任务<sup>[57]</sup>。2023 年, 苏州大学的李念强等团队研究了基于新型半导体激光器的光子神经元动力学特性, 进行数值分析和构建相应 SNN 的研究, 提升了神经元动力学稳定性并应用于图像处理方面<sup>[58]</sup>。

### 1.3 论文的主要工作及安排

基于上述的研究背景和现状, 本文提出了一种基于 SOA 的光子脉冲神经元, 神经元分为三个模块, 其中两个模块都使用了 SOA 的非线性效应。整个 LIF 神经元模型实现了信号的延迟、积分和阈值判决等功能, 运用该模型也实现了基本的逻辑功能, 并组合形成了全光“异或”逻辑。具有兴奋性和抑制性的神经元作为神经信号处理中不可或缺的部分, 本文对具有兴奋性和抑制性的神经元进行改进, 设计了一种基于该种神经元的可处理兴奋性和抑制性信号的神经元结构, 其结构简单且易集成。通过仿真验证了基于 SOA 的光子脉冲 LIF 模型、由该 LIF 模型构建的全光“异或”网络和具有兴奋性和抑制性神经元的可行性。对 SOA 的交叉增益调制效应(Cross

gain modulation, XGM)和四波混频效应(Four-wave mixing, FWM)进行公式推导,探究相关参数对输出结果的影响,并对其参数进行优化讨论,文章的主要内容安排如下:

第一章:本章主要介绍了与本课题相关的神经网络和脉冲神经网络的发展趋势、光电子网络发展趋势和国内外对光子LIF神经元的研究现状。分析了几种典型的光电子神经元和光电子神经网络、基于光子神经网络的异或逻辑和能够处理兴奋性和抑制性信号的神经元,总结了该光电子神经网络目前存在的不足和今后的可改进方向,明确了本学位论文的主要工作和重要性,最后概括本文的工作及安排。

第二章:本章是光子脉冲LIF神经元模型特性的理论部分。首先介绍了生物LIF神经元模型的工作原理,随后介绍了本文所研究的基于SOA的光子脉冲LIF神经元的工作原理,这部分重点研究了SOA在使用过程中的载流子浓度变化规律,最后介绍了光子脉冲LIF神经元的传输特性分析,分为脉冲传输速率分析和脉冲放大特性分析。第二章的内容对本文所介绍的LIF神经元的参数优化提供了理论支撑。

第三章:本章对基于SOA的光子脉冲LIF神经元进行了具体的深入研究和分析。首先分析了神经元模型搭建,随后从三个模块分析了LIF模型,即增益延迟模块、时间积分模块和阈值判决模块,在时间积分和阈值判决模块进行相应的公式推理,在此基础上探究了各个模块中的最佳参数条件。

第四章:第四章主要介绍了基于SOA的光子脉冲LIF神经元模型的两应用:①“异或”逻辑网络的构建;②具有兴奋性和抑制性神经元的构建。分别对两种应用进行建模和原理阐述,并对其参数进行优化,得到最佳的输出结果。

第五章:本章对全文内容进行总结,总结了本文的创新处和优化点,也指出了存在的不足和今后的进一步研究方向。



## 第二章 SOA 光子脉冲 LIF 神经元特性

神经元是构成生物神经系统的基础单元，生物神经系统中的信息处理均对神经元发放的脉冲形式做出响应来传递和处理信息。

构建和实现有计算能力的神经元模型，是模拟生物神经元特征和实现人工神经网络的基础。要使神经系统对实际问题进行求解，首要问题是构建合适的脉冲神经元模型。脉冲神经元模型作为第三代神经网络的组成单元，有如下几方面要求：①具有生物神经元的动力学特性；②脉冲神经元的数学模型应尽可能简单。一般表现为表示状态标量的微分方程。

### 2.1 生物 LIF 神经元工作原理

生物神经元是构成生物神经系统网络的基本单元，而LIF神经元模型能够模拟生物神经元的基本行为，因此成为被广泛研究的模型之一。生物LIF神经元的基本结构如图2.1所示：一个神经元由细胞体、树突和轴突三部分构成。生物神经元的工作流程为：树突接受上一个神经元的电信号并传递给细胞体，随着接收信号的变化，细胞膜内外电压差不断增大，当达到发放阈值的时候，信号会发放，发放的信号通过轴突传给下一级若干神经元，从而实现信息的神经系统间的传递与处理。该流程也是第三代脉冲神经网络不同于其他神经网络的显著优势。

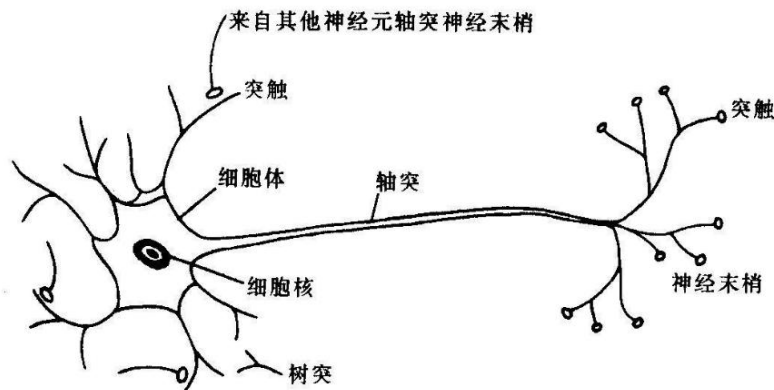


图2.1 生物LIF神经元结构

生物神经系统中神经元的信号传递是靠细胞膜内外的电位变化实现的。神经元静息时细胞膜内外电压为内负外正，当周围环境或内部变化引起膜电位差值大幅度

变化且达到阈值时，膜电位会发生突变，产生动作电位并且沿着轴突传导，称为脉冲。若动作电位大于阈值，则会发放脉冲信号；若没有产生动作电位或者产生的动作电位小于阈值，则不会发放脉冲信号；这种现象也称为“全或无”定律<sup>[59]</sup>。

如图 2.2 表示动作电位的形成，神经元未受刺激时，膜内外存在的电压差称为静息电位；当神经元受刺激且突触后电位超过阈值时，神经元将会产生一个不衰减的“全或无”动作电位，当产生动作电位之后，神经元就进入了“绝对不应期”阶段，即无论有任何强的刺激都不会使神经元产生动作电位；在随后的短时间内，神经元进入“相对不应期”阶段，此时用超过阈值的信号去刺激神经元，可以引起动作电位但动作电位幅度相比之前的会小一些。

本文所提出的基于 SOA 的光脉冲 LIF 神经元可以完全模拟生物神经元的动作电位形成过程：当脉冲信号输入到 SOA 中时，输入的脉冲信号会被反向放大并传输，在放大信号之后的一段时间内，由于 SOA 载流子恢复需要一定的时间，所以再输入脉冲信号之后，由于 LIF 神经元进入了“绝对不应期”，不会产生并传输新的信号。即完全模拟了生物神经元的动作电位形成过程。

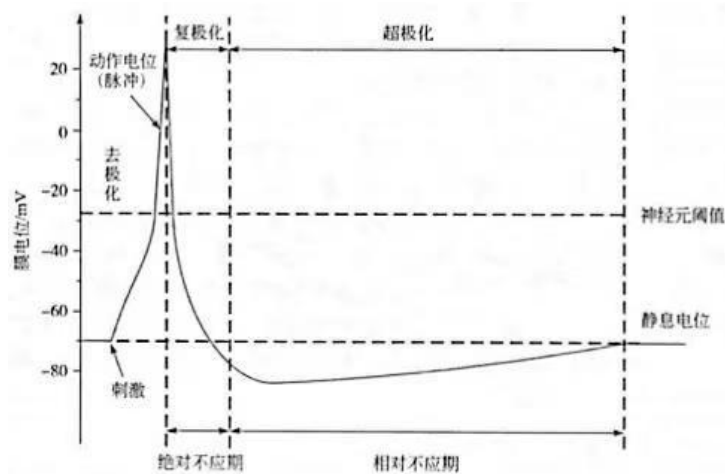


图2.2 神经元动作电位的形成

LIF 神经元模型可有效描述生物神经元细胞的动作行为。如图 1 所示：突触收集来自于其他神经元传输过来的信号，随着接收信息过程的进行，该神经元细胞的膜内外电压差不断上升，当达到可激发脉冲信号的阈值时，神经元会发放一个电脉冲信号，电脉冲信号随着轴突传输到下一级神经元细胞。LIF 神经元模型的等效电路图如图 2.3 所示：LIF 神经元电路模型可以等效为一个阻容(RC)电路，表示为神经元内部电路中并联了一个膜电容 $C_m$ 和一个膜电阻 $R_m$ 。当没有脉冲输入即没有电流输入时，

膜电位  $V(t)$  处于静息电位  $V_{rest}$ 。如果突触前神经元传来一个脉冲，则会在连接的突触上产生相应的电流  $I(t)$ 。输入的电流  $I(t)$  分为两部分：一部分用来给膜电容  $C_m$  充电，此时  $V(t)$  会开始累计电压；另一部分会从膜电阻  $R_m$  流走，形成泄漏电流。当  $C_m$  两端的电压  $V(t)$  超过神经元的阈值电压  $V_{thresh}$  时，神经元会发出一个脉冲并传给下一个神经元，随后  $C_m$  会发生放电现象， $V(t)$  恢复到静息电位，完成一个放电周期。

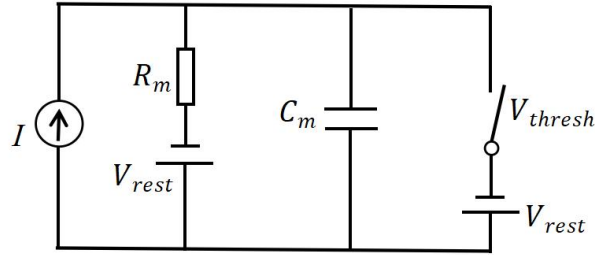


图2.3 LIF神经元等效电路图

LIF 神经元模型直观准确地描述了神经元的膜电位  $V(t)$  随输入电流  $I(t)$  之间的关系。膜电位  $V(t)$  的变化过程可由微分方程式 2.1 来描述：

$$\tau_m \frac{dV(t)}{dt} = -(V(t) - V_{rest}) + R_m I(t) \quad (2.1)$$

其中， $\tau_m$  表示引入的膜时间常量， $\tau_m = C_m R_m$ ； $I(t)$  为该神经元所接受到的各个突出前神经元的放电行为所产生的电流之和。当膜电位  $V(t)$  大于或等于阈值电压  $V_{thresh}$  时，神经元会发放一个脉冲，伴随着动作电位的传导，膜电位也会恢复到静息电位  $V_{rest}$ ，并在“绝对不应期”内无论是否受到刺激，膜电位都保持不变；当膜电位  $V(t)$  小于阈值电压  $V_{thresh}$  时，神经元不会产生脉冲，这时膜电位会按照膜时间常量  $\tau_m$  衰减至静息电位  $V_{rest}$ 。

## 2.2 SOA 光子脉冲 LIF 神经元载流子动态分析

从生物神经元形态以及动力学角度考虑，LIF 神经元可有效描述单个生物神经元的行为。LIF 神经元有自发泄露和受激泄露功能，可以较为完整地模拟生物神经元接收信号和传递信号的过程。由于生物 LIF 神经元模型的膜时间常量  $\tau_m$  在 10ms 数量级，激发频率在 100HZ 量级，虽然可以执行复杂的计算任务，但是速度相对较慢，无法实现超高速计算。因此，实现低功耗、小体积易集成和快速响应与计算的 LIF 模型具有重大意义。



SOA 具有功耗低、体积小易集成、非线性效应强等优点，被广泛应用于光通信领域中。而应用到基于 SOA 光子脉冲神经元的非线性效应之一——交叉增益调制效应是实现光子 LIF 神经元时间积分的基础；更为重要的是，SOA 的另一种非线性效应——四波混频效应，可以通过调节输入信号的功率大小实现可调阈值的全光判决功能。因此 SOA 作为 LIF 神经元的核心元件，该光子 LIF 模型原理简单易集成，具有很好的研究和应用价值。光子脉冲 LIF 神经元的非线性工作过程如图 2.4 所示。

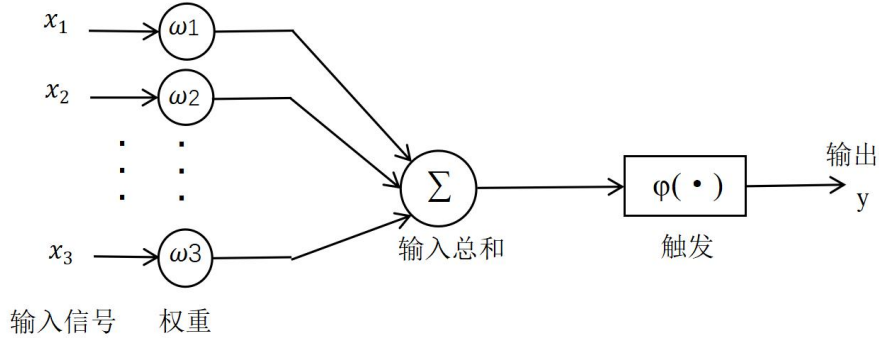


图2.4 光子脉冲LIF神经元非线性工作过程

在电学 LIF 神经元模型行中，因变量是膜电位  $V(t)$ ，信息是通过  $V(t)$  的变化来表示的；而在本文所描述的光子脉冲 LIF 神经元模型中，因变量是 SOA 中的载流子浓度，载流子浓度的变化可直接决定 SOA 的功率放大能力，即通过观察输出信号的功率大小来探究载流子浓度的变化规律。SOA 中的载流子动态变化数值分析是研究基于 SOA 的光子脉冲 LIF 神经元的数值基础，SOA 内的载流子浓度变化规律可以用来实现全光信号的处理功能。

从密度矩阵方程可得到如式 2.2 所表示的 SOA 载流子浓度变化规律的微分方程 [47]：

$$\frac{\partial N}{\partial t} = \frac{1}{qV} - \frac{N}{\tau_c} - \frac{g(N)}{\hbar\omega_o} |E|^2 + D\nabla^2 N \quad (2.2)$$

式中  $N$  表示载流子密度， $q$  表示单位电荷， $V$  表示模式体积， $\tau_c$  表示载流子寿命， $\hbar$  表示普朗克常量， $I$  表示注入电流密度， $D$  表示半导体材料的扩散系数。由于 SOA 的增益与输入波长和载流子浓度  $N$  满足如下函数关系：

$$g(N_j) = a_1(N_j - N_0) - a_2(\lambda - \lambda_N)^2 - a_3(\lambda - \lambda_N)^3 N \quad (2.3)$$

其中,  $\alpha_1$  表示微分增益系数,  $N_0$  表示透明载流子密度,  $\alpha_2$ 、 $\alpha_3$  分别表示增益谱宽度和增益非对称性的经验常数,  $\lambda_N$  表示与载流子密度有关的增益峰值波长。由于 SOA 的有源层厚度和宽度比较小, 但其长度又远大于半导体材料的扩散长度, 因此可以忽略扩散项, 认为放大器的横截面电场分布均匀。因此可将式 2.2 简化为:

$$\frac{\partial N(z,t)}{\partial t} = \frac{I}{qV} - \frac{N}{\tau_c} - \frac{\Gamma g(N)}{A_{cross} \cdot \hbar \omega} P(z,t) \quad (2.4)$$

其中,  $N(z,t)$  表示在 SOA 有源区位于  $z$  处、时刻  $t$  的载流子密度,  $I$  表示 SOA 的偏置电流,  $q$  表示电子电量,  $V$  表示 SOA 有源区体积,  $\Gamma$  表示模式限制因子,  $g(N)$  表示有源区对信号光的材料增益系数,  $A_{cross}$  表示 SOA 有源区横截面积,  $P(z,t)$  表示在有源区位置  $z$  处、时刻  $t$  下的光信号功率。式 2.4 描述了在 SOA 有源区位于  $z$  处、时刻  $t$  的载流子密度随时间变化的规律: 等号右侧第一项表示载流子的输入, 中间项表示 SOA 因自发辐射引起的载流子消耗, 最后一项表示由于有外部信号输入而导致的载流子消耗。

从麦克斯韦方程中可得到的 SOA 中的光场传播方程为<sup>[51-52]</sup>:

$$\frac{\partial A(z,t)}{\partial z} + \frac{1}{v_g} \frac{\partial A(z,t)}{\partial z} = \frac{1}{2} [\Gamma g(N)(1 - i\alpha) - \alpha_{im}] A(z,t) \quad (2.5)$$

在 SOA 的分段模型中, 可近似认为每一子段中的载流子浓度和电流密度都是均匀分布的, 可得到子段中的载流子浓度随时间变化的方程组:

$$\frac{dN(j,t)}{dt} = \frac{I}{qV} - \frac{N(j,t)}{\tau_c} - \frac{\Gamma g(N(j-1))P(j,t)}{A_{cross} \cdot \hbar \omega} \quad (2.6)$$

对比式 2.7 的 LIF 电学模型方程和式 2.8 的基于 SOA 的光学模型方程可得相似的两个微分方程组成方程组为<sup>[47]</sup>:

$$\frac{dV(t)}{dt} = \frac{V_{rest}}{\tau_m} - \frac{N(t)}{\tau_m} - \frac{1}{C_m} V(t) \sigma(t) \quad (2.7)$$

$$\frac{dN(t)}{dt} = \frac{N_{rest}}{\tau} - \frac{N(t)}{\tau} - \frac{\Gamma a}{E_p} N(t) I(t) \quad (2.8)$$

在由式 2.7 和式 2.8 所组成的方程组中，等号左边表示分别表示电压和载流子浓度随时间变化的关系。等号右边第一项表示有源驱动所导致的电压或者载流子随时间变化，第二项表示被动泄露对整体系统的影响，第三项表示由外部输入导致的泄露。式 2.7 中  $V(t)$  表示膜内外电压差变量， $V_{rest}$  表示静息电位， $\tau_m$  脉冲响应函数的指数衰减率的积分时间常数， $C_m$  表示电容， $\sigma(t)$  表示随时间变化的由外部输入产生的膜电导。式 2.8 的光子神经元中的  $N(t)$  表示透明度以上的载流子浓度， $N_{rest}$  表示没有输入时刻的静息载流子浓度，积分常数  $\tau_e$  表示载流子寿命，受激发射项取决于模式约束因子  $\Gamma$ 、微分增益系数  $a$ 、总输入光强  $I(t)$  和光子能量  $E_p$ ，LIF 神经元的动态特性图如图 2.5 所示。

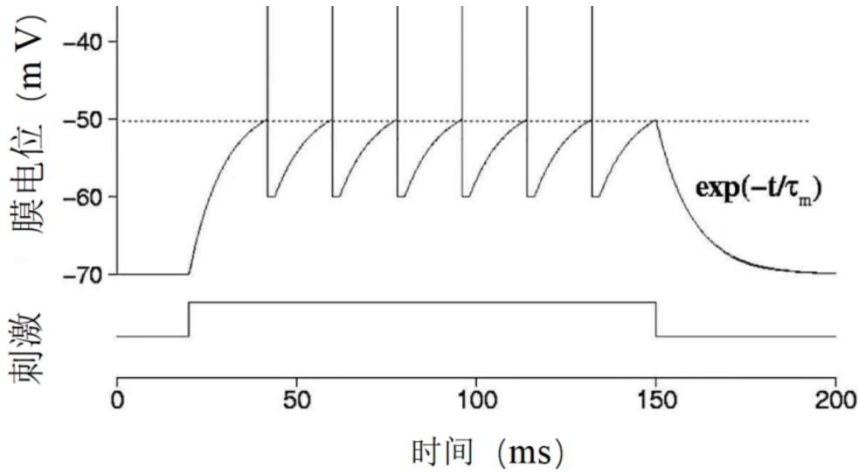


图2.5 LIF神经元动态特性图

### 2.3 光子脉冲 LIF 神经元的传输特性分析

神经元是组成神经网络的基本单元，神经元的性能直接决定了整体系统的性能，所以探究单个神经元的传输特性对研究和提升整个系统的性能具有重要意义。由于神经元只能通过脉冲的有无或者脉冲传递的时刻来传输信息，本文所涉及的光子脉冲 LIF 模型主要通过脉冲经过 SOA 后的存在与否来传输和处理信息，因此研究脉冲在 SOA 中的速率传输方程对后续神经元的研究具有重要意义。

#### 2.3.1 脉冲在 SOA 中的传播速率分析

对 SOA 中脉冲传播速率分析，首先分析 SOA 中脉冲传播的基本速率方程<sup>[61]</sup>。SOA 内的电磁场传播符合波动方程：

$$\nabla^2 \vec{E} - \frac{\varepsilon}{c^2} \frac{\partial^2 \vec{E}}{\partial t^2} = 0 \quad (2.9)$$

其中,  $\vec{E}(x,y,z,t)$ 表示波的电场矢量,  $c$ 表示光速,  $\varepsilon$ 表示 SOA 中的介电常数, 介电常数表示为  $\varepsilon=n_b^2+\chi$ , 其中,  $n_b$ 是 SOA 介质中介电波导的背景折射率, 一般为  $x$  和  $y$  的函数, 表示波导介质的横向坐标。磁化率 $\chi$ 表示注入载流子对介电常数的影响, 取决于注入的载流子密度  $n$ , 二者的关系可表示为<sup>[61]</sup>:

$$\chi(n) = -\frac{\bar{n}c}{\omega_0}(\alpha+i)g(n) \quad (2.10)$$

其中,  $n$ 表示有效模式因子, 光学增益  $g$ 可表示为  $g=a(n-n_0)$ , 式中  $a$ 表示增益常数,  $n$ 表示注入载流子密度,  $n_0$ 表示透明载流子密度,  $\alpha$ 表示线宽因子。电场 $\vec{E}(x,y,z,t)$ 可以表示为:

$$\vec{E}(x,y,z,t) = \hat{\varepsilon} \frac{1}{2} \{ \phi(x,y) A(z,t) \exp[i(k_0 z - \omega_0 t)] + c.c. \} \quad (2.11)$$

其中,  $\varepsilon$ 表示偏振单位矢量,  $\omega_0$ 表示光子角频率,  $A(z,t)$ 表示传播波的缓慢变化幅度, 结合式 2.9 和式 2.11, 同时忽略  $A(z,t)$ 相对于  $t$  和  $z$  的二阶导数, 并在横向维度  $x$  和  $y$  上积分, 可得:

$$\frac{\partial^2 \phi}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 \phi}{\partial y^2} + (m_b^2 - \bar{n}^2) \frac{\omega_0^2}{c^2} \phi = 0 \quad (2.12)$$

$$\frac{\partial A}{\partial z} + \frac{1}{v_g} \frac{\partial A}{\partial t} = \frac{i\omega_0 F}{2\bar{n}c} \chi A - \frac{1}{2} \alpha_{\text{int}} A \quad (2.13)$$

其中, 群速度  $v_g=c/n_g$ , 群指数  $n_g = \bar{n} + \omega_0 \left( \frac{\partial \bar{n}}{\partial \omega} \right)$ , 限制因子  $\Gamma$ 可表示为:

$$\Gamma = \frac{\int_0^w \int_0^d |\phi(x,y)|^2 dx dy}{\int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} |\phi(x,y)|^2 dx dy} \quad (2.14)$$

其中,  $n$ 为模式指数,  $\phi(x,y)$ 为横向场分布,  $\frac{1}{2} \alpha_{\text{int}} A$ 表示模式的光学损耗,  $w$ 和  $d$ 分别表示 SOA 有源区的宽度和高度,  $\alpha_{\text{int}}$ 表示损失系数。需要注意的是, 等式中忽略了群速度色散。

SOA 中的载流子密度变化可由式 2.15 来描述<sup>[61]</sup>:

$$\frac{\partial n}{\partial t} = \frac{I}{eV} - \frac{n}{\tau_c} - \frac{\Gamma g(n)}{\hbar\omega_0\sigma_m} |A|^2 \quad (2.15)$$

其中，传输时延 $\tau = t - z/v_g$ ,代入可得：

$$\frac{\partial n}{\partial t} = \frac{I}{eV} - \frac{n}{\tau_c} - \frac{\Gamma g(n)}{\hbar\omega_0\sigma_m} |A|^2 \quad (2.16)$$

$$\frac{\partial A}{\partial z} = \frac{i\omega_0\Gamma}{2\bar{n}c} \chi A - \frac{1}{2} \alpha_{\text{int}} A \quad (2.17)$$

假设  $A = \sqrt{P} \exp(i\phi)$ , 其中  $P(x,y)$  和  $\phi(x,y)$  分别表示脉冲传输的瞬时功率和相位，联合式 2.10 到式 2.17，可得如下式 2.18 到式 2.21 方程：

$$\frac{\partial A}{\partial z} = \frac{g}{2} (1 + i\alpha) A \quad (2.18)$$

$$\frac{\partial g}{\partial \tau} = -\frac{g - g_0}{\tau_c} - \frac{gP}{E_s} \quad (2.19)$$

$$\frac{\partial P}{\partial z} = (g - \alpha_{\text{int}}) P \quad (2.20)$$

$$\frac{\partial \phi}{\partial z} = -\frac{1}{2} \alpha g \quad (2.21)$$

其中，式 2.18 是复振幅  $A$  的方程， $E_s = \tau_c P_s$ ， $P_s$  是放大器的饱和功率，表示为式 2.22：

$$P_s = \hbar\omega_0\sigma_m / (a\Gamma\tau_c) \quad (2.22)$$

$g_0$  是小信号增益，表示为式 2.23：

$$g_0 = \Gamma a (l\tau_c / eV - n_0) \quad (2.23)$$

其中， $w$  和  $d$  是有源层的宽度和厚度。

### 2.3.2 光脉冲在 SOA 中的放大特性分析

通常，经过 SOA 的光脉冲净增益可定义为

$$g(z, \tau) = g - \alpha_{\text{int}} \quad (2.24)$$

式 2.24 通过在放大器长度上积分，可得到输出功率 $P_{out}(\tau)$ 的式 2.25 表达式：

$$P_{out}(\tau) = P_{in}(\tau) \exp[h(\tau)] \quad (2.25)$$

其中， $P_{in}(\tau)$ 表示输入功率， $h(\tau)$ 表示总积分净增益， $h(\tau)$ 可定义为式 2.26:

$$h(\tau) = \int_0^L g(z, \tau) dz \quad (2.26)$$

在放大器长度 L 上积分可得关于  $h(t)$  的方程：

$$\frac{dh}{d\tau} = -\frac{P_{in}(\tau)}{E_s} (e^h - 1) \quad (2.27)$$

对式 2.27 积分，可获得不同不同输入脉冲形状 $P_{in}(\tau)$ 的  $h(\tau)$ ，总增益 $G(\tau)$ 和  $h(\tau)$  的关系可由式 2.28 表示<sup>[61]</sup>：

$$G(\tau) = \exp(h(\tau)) = \frac{G_0}{G_0 - (G_0 - 1) \exp[-E_0(\tau) / E_s]} \quad (2.28)$$

其中， $G_0$ 表示放大器的不饱和增益， $E_0(\tau)$ 可由式 2.29 表示

$$E_0(\tau) = \int_{-\infty}^{\tau} P_{in}(\tau) d\tau \quad (2.29)$$

使用超高斯脉冲作为脉冲输入时，输入为：

$$P_{in}(\tau) = P_0 \exp\left[-(\tau / \tau_p)^{2m}\right] \quad (2.30)$$

其中  $m$  是形状参数，当  $m=1$  时，脉冲为高斯脉冲，脉冲会随着  $m$  的增加而趋向于平顶。

由于增益的大小会改变材料中载流子的密度，所以脉冲在传播中的相位变化根据实际折射率载流子密度而变化的，通过积分方程 2.31 给出了通过半导体光放大器的脉冲相位变化：

$$\phi(\tau) = -\frac{1}{2} \alpha \int_0^L g(z, \tau) dz = -\frac{1}{2} \alpha h(\tau) \quad (2.31)$$

其中， $\alpha$  表示线宽增强因子，其值取决于输入光波长。

仿真后可得增益 $G_0$ 分别为 0dB,5dB,10dB,15dB 和 20dB 的输出脉冲波形，可得增

益为 5-10dB 时的输出脉冲较为标准，仿真输出结果如图 2.6 所示。由公式计算和仿真结果可得：增益 $G_0$ 越大，则脉冲的前沿比后沿具有更快的上升时间，导致输出波形越不匀称。因此，为了防止 SOA 放大波形前倾或者 SOA 本身放大饱和导致的放大波形形状恶化，选择合适的参数和放大倍数尤其重要。

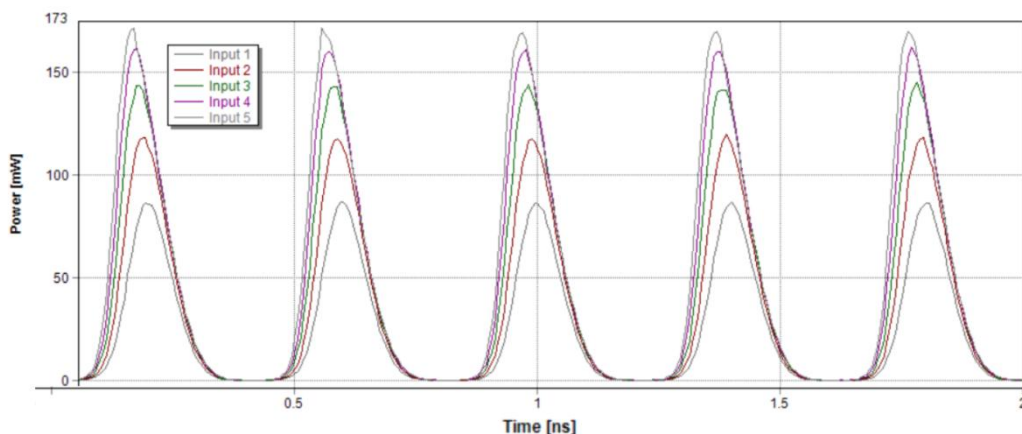


图2.6 不同增益下的SOA脉冲输出图

图 2.6 所示的输出结果是在光源功率 1mW 时，增益为 0dB,5dB,10dB,15dB 和 20dB 后经过 SOA 的仿真输出脉冲波形，图中的 input1 到 input5 分别与 0dB,5dB,10dB,15dB 和 20dB 对应。需要注意的是，为了更直观看输出功率增益对经过 SOA 后输出波形地影响，需要选择光源输出波形为高斯脉冲，需要增大高斯脉冲的半高宽为 4.0/4.0/Bit Rate Defaults。仿真中的信号光源和 SOA 的重要参数如表 2.1 和表 2.2 所示。

表2.1 信号光源参数

参数	参数值
Pluse Shape	Gaussian
Wavelength	1553.6nm
Peak Power	1mW
FWHM	4.0/4.0/Bit Rate Defaults

表2.2 SOA 参数

参数	参数值
Injection Current	0.15A
Length	500.0e-6m
Width	3.0e-6m
Height	80.0e-6m
Opt Confinement	0.15
Differential Gain	2.78e-20m <sup>2</sup>

### 2.4 LIF 神经元的影响因素

基于 SOA 的光子脉冲神经元可分为三个部分，每个部分都存在影响 LIF 神经元响应的因素：SOA 注入电流对响应特性的影响、时间积分和阈值判决对神经元响应特性的影响。本小节只对影响因素作简单的介绍，具体的参数影响和参数调节在第三章 3.3 有详细阐述。

#### 2.4.1 SOA 注入电流对响应特性的影响

SOA 是一种基于半导体材料的光放大器，通过注入电流来实现光信号的放大。同时，注入电流的大小决定了 SOA 的增益和输出功率。增加注入电流可以增加 SOA 的增益和输出功率，在响应时间和饱和特性等方面也会产生影响。因为注入电流会导致更多的载流子被激发并参与光放大过程。然而，当注入电流超过一定阈值时，SOA 可能会出现饱和现象，增益和输出功率的增加速度会下降。因此，选择合适的注入电流参数对于提高整个系统的性能是重要的。

#### 2.4.2 SOA 时间积分响应特性

SOA 的时间积分特性是使用 SOA 的交叉增益调制效应实现的。半导体光放大器的交叉增益调制效应可以简述为：功率较大的信号光和功率较小的泵浦光同时经过 SOA，由于 SOA 是通过载流子来放大信号的，所以存在载流子对放大的限制。大功率的信号光功率太大或者太小，都会影响 LIF 模型甚至整个系统的性能。因此，选择合适的输入信号功率，在 LIF 模型的低功耗和性能方面，都有很好的应用价值。

#### 2.4.3 SOA 阈值判决响应特性



本文所提出的全光 LIF 模型的阈值判决模块是通过应用 SOA 的四波混频效应实现的。四波混频效应可以简述为输入 SOA 的两束光信号在满足频率和功率的条件下,会产生新频率的闲频光信号。由于 LIF 模型是通过光脉冲信号的有无来传输和处理信息的,因此研究输入的两束光信号的功率和产生的闲频光脉冲信号功率二者的关系对整个 LIF 神经元的参数优化和系统应用具有良好的价值。

### 2.4 小结

本章节分析了生物 LIF 神经元的工作原理和光子脉冲 LIF 神经元的工作原理,对后者展开了详细分析:脉冲在 SOA 传输过程中的 SOA 载流子浓度变化分析,光子脉冲在 SOA 中的传输速率分析,光子脉冲在 SOA 中的放大特性分析。进行了相应的公式推理,分析了可调参数对输出结果的影响。最后总结了 LIF 模型各个部分的可调参数,可调参数的详细仿真分析在本文的第三章 3.3 节,对 LIF 模型的参数进行调节和优化,以便于后期对 LIF 模型应用的研究。

## 第三章 基于 SOA 的光子脉冲 LIF 神经元设计

神经元是组成神经网络的基本单元，单个神经元的性能会直接决定整个系统性能的优劣。而光子相比传统的电子有高带宽、低功耗和抗扰能力强等优点，可获得比生物大脑快几百万倍的处理速度。本章将进行基于 SOA 光子脉冲 LIF 神经元的建模与设计，研究相关效应的公式推导和影响因素，并探究各个模块中参数调节对于输出结果的影响，对参数进行适当优化，找出最合适的 LIF 神经元参数条件。

### 3.1 LIF 神经元光学模型

由于 SOA 具有非线性效应强、低功耗、体积小易集成等优点，因此被广泛应用于全光处理和光通信系统中。本文基于 SOA 设计 LIF 模型，是由于 SOA 的交叉增益调制效应过程中载流子浓度的变化完美符合神经元在受刺激过程中的膜内外电压变化，因此可以模拟生物 LIF 神经元进行信号传输和处理。所以本课题创新性地提出一种基于 SOA 的光子脉冲 LIF 神经元模型。该 LIF（泄漏整合与发射）模型将一小组基本操作（延迟，加权，空间求和，时间积分和阈值）集中为一体，能够根据配置的合适参数执行各种计算（例如，延迟，权重，积分时间常数，阈值）<sup>[49,62]</sup>。基于 SOA 的光子脉冲 LIF 神经元能够良好地处理逻辑运算，也可以处理生物学中兴奋性信号和抑制性信号。

基于 SOA 的全光脉冲 LIF 神经元模型结构示意图如图 3.1 所示，可大致分为三个模块：模块①中有被动加权，延迟和输入求和功能，其中，输入须为相同频率的 1 路或者 n 路信号，可实现一个或者多个信号的输入；模块②实现泄露积分功能，是运用中 SOA 的交叉增益调制效应实现的。由于控制 SOA 载流子密度的方程与 LIF 神经元模型中膜电压控制泄露积分的方程之间的精确对应，因此可以用 SOA 中载流子密度变化来反应泄露积分功能，模拟生物 LIF 神经元进行信号传输和处理；模块③实现了光信号功率的判决功能，是运用 SOA 的四波混频效应，即当两输入信号功率分别大于某一阈值时，才会出现闲频光信号。同时，由于四波混频效应两输入信号需要满足一定的功率关系，所以也可实现可变阈值调整。

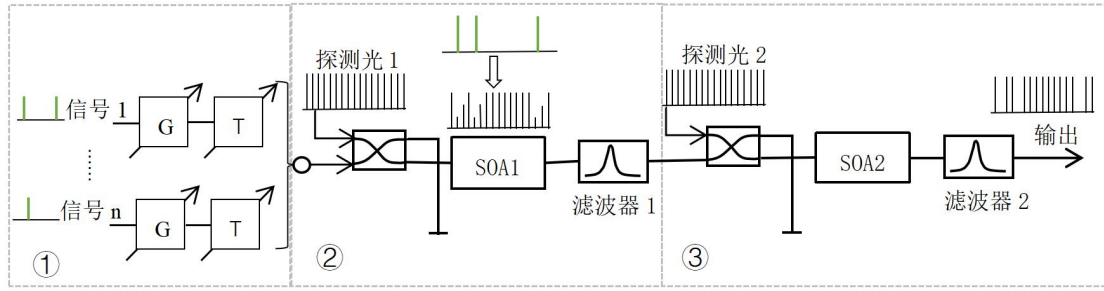


图3.1 LIF模型示意图

G:增益；T:时间延迟；SOA:半导体光放大器；这三个处理是①被动加权，延迟和输入总和；②时间整合积分；③阈值判决。

### 3.2 LIF 神经元光学模型模块及原理介绍

本文所设计的基于SOA的光子脉冲LIF神经元中，信号经过三个模块后的脉冲信息处理原理如图3.1所示。三个模块分别为：①信号增益和延迟模块，该模块主要模拟生物神经元的树突部分接受整合信号的功能；②时间整合积分模块，该模块主要应用了SOA的交叉增益调制效应；③阈值判决模块，该模块主要应用了SOA的四波混频效应。基于SOA的光子脉冲LIF神经元可模拟生物LIF神经元的动力学行为，使用脉冲编码传输信息的特性可使LIF神经元有进行基础逻辑运算的能力，同时，由于②模块中的交叉增益调制效应有取反作用，使得构成具有兴奋性和抑制性神经元成为可能。

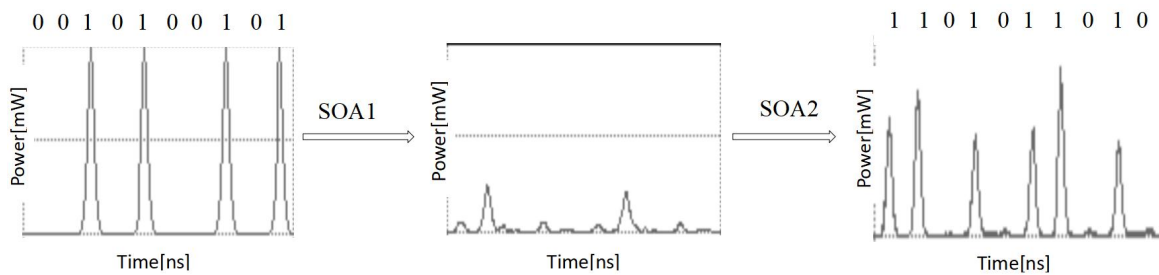


图 3.2 信号经过三个模块的处理过程

仿真图3.2涉及到的基本工作原理为：相同频率的输入信号进入①模块后，可根据仿真的需要，进行适当的时延和叠加，从而实现了第一步的延迟，加权，空间求和功能；之后信号进入②模块后，在SOA1中泵浦光对A进行时间积分，由于交叉增益调制效应实现了大致的取反状态，取反后的信号在时域上呈现积分状态；在SOA2中，使用四波混频效应对模拟信号进行阈值判决。如图2所示，若输入信号A

编码为 110111010，经过时间积分后成为模拟信号，近似为 001000101 但此时由于 SOA 存在时间积分，消光比还有待提高；最后信号进入模块③，经过 SOA2 判决之后，提高了消光比，判决之后的编码为较标准的 001000101，使得输出信号成为数字信号。

### 3.2.1 LIF 模型增益延迟模块

LIF 模型的延迟增益模块结构如图 3.1 中①所示，对应生物神经元中的树突部分，用来接受前级神经元的信号并且整合传递脉冲序列编码的神经信息。输入信号可以有一路或者多路，在本文的 LIF 神经元模型中，输入信号的频率须保持一致。单路信号中有信号功率增益和时间延迟的功能，可用来调整从上一级神经元接收到的信号的功率，同时，为了模拟生物神经元由于树突长度造成的信号延迟，在每条信号线中加入了光可调延时器。

### 3.2.2 LIF 模型泄露积分模块

LIF 神经元模型作为较接近真实生物神经元的一种模型，可以进行类似于真实神经元的时间积分和阈值判决功能。基于 SOA 的光子脉冲 LIF 神经元实现时间积分的核心器件为 SOA，SOA 在增益饱和的时候会出现交叉增益调制效应，由于在交叉增益调制效应后的短时间内的 SOA 的载流子恢复需要时间，所以在这段时间内的信号输出会有码型效应，码型效应会随着时间逐渐减小，减小的趋势在时域上呈现为时间积分。

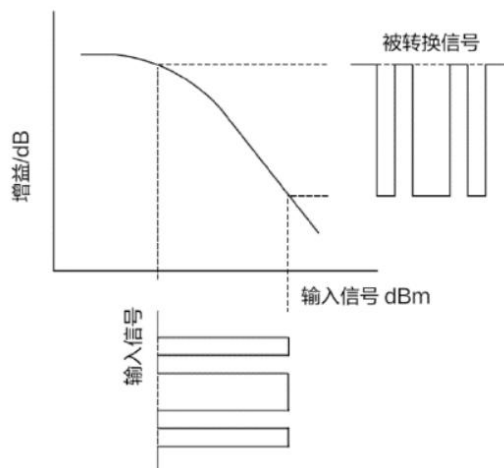


图3.3 SOA增益饱和特性图

SOA 的增益饱和特性如图 3.3 所示，两输入分别为信号光和探测光，当在某些时刻有足够大功率的信号光输入 SOA 时，则这些时刻的 SOA 载流子几乎被消耗殆尽，此时，SOA 处于增益饱和状态，输入的探测光信号不会被增益；相反，如果在没有信号光输入的时刻，SOA 未达到增益饱和状态，此时输入的泵浦光会被增益。在系统末端连接和探测信号频率一致的滤波器，就可把探测信号滤出。

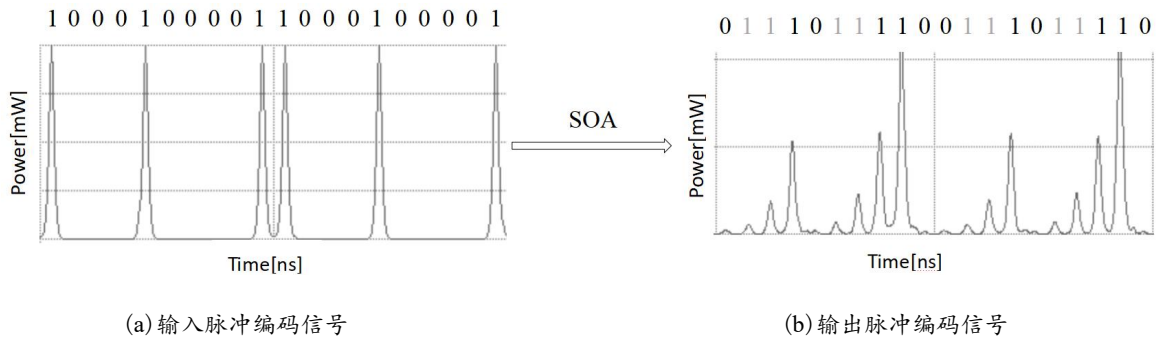


图3.4 SOA时间积分特性图

SOA 在交叉增益调制效应后的时间整合仿真图如图 3.4 所示，图 3.4(a)所示为输入脉冲编码 1000100001，在经过 SOA 的交叉增益调制效应之后，应当输出为逻辑信号 0111011110，但是由于 SOA 在交叉增益调制效应之后会出现码型效应导致数字信号的特征不明显，所以实际输出为仅为近似的逻辑信号 0111011110，图 3.4(b)下方的灰色编码表示输出功率接近于数字信号 1 的非 1 信号。但随着随着 SOA 流子的恢复，码型效应会随着时间逐渐减小。

图 3.4 所示积分特性的实验仿真参数设置如表 3.1 所示。

表 3.1 SOA 时间整合仿真参数设置

信号类型 信号参数	输入信号脉冲	输入探测光	输出信号脉冲
脉冲编码	1000100001	全 1	0111011110
波长/nm	1550.4	1553.6	1553.6
功率/mW	$1 \times 10^3$	1	2~40

### 3.2.3 LIF 模型阈值判决模块

LIF 神经元模型作为光信号处理系统的一部分，因为该模型有阈值判决功能，可把脉冲信号根据功率大小转化为 1 或者 0（有或无），所以信号可有效避免复杂的模数(A/D)的复杂转换。目前关于构建光子神经网络，有研究者提出了一系列全光阈值处理方法，如国外 Hill M T 等研究者提出的基于 SOA 耦合环形激光器的全光纤神经网络中的光判决方法<sup>[63]</sup>、基于饱和吸收体的判决方法<sup>[64]</sup>和基于非线性光纤环境(NOLM)和 Sagnac 环的判决方法<sup>[65]</sup>。每种实现方法都有其优缺点，如基于 SOA 耦合环形激光器抗噪声能力差；基于饱和吸收体的阈值器速度较慢且存在信号累积失真；非线性光纤环境(NOLM)使用的是自相位调制效应(Self-phase modulation, SPM),实现难度较高且不好控制。

针对以上存在的问题，本文提出一种新的全光阈值判决方法，使用 SOA 的四波混频效应实现全光判决。四波混频效应是指两个输入信号频率匹配的条件下会产生新频率的闲频信号光，所以输出端会有四个频率的信号光，需要增加滤波器滤出所需频率的光。另外，输入的两束信号光存在功率匹配条件，通过调节输入光功率大小可以控制是否有闲频信号光输出，即实现可调阈值器的功能。

本文所设计的 LIF 模型是通过光脉冲来传输和处理信息，阈值判决是通过 SOA 中的四波混频效应判决光脉冲传输中的有无，因此探究影响光脉冲的四波混频效应的因素对优化 LIF 神经元和构建系统是必要的。

电磁波在行波 SOA 中的传播如式 3.1 所示<sup>[43]</sup>：

$$\frac{\partial g}{\partial t} = \frac{g_0 - g}{\tau_c} - \frac{g}{\tau_c} |E|^2 \quad (3.1)$$

$$\frac{\partial E}{\partial z} = \frac{g}{2}(1 + i\alpha)E \quad (3.2)$$

其中  $g(z,t)$  和  $g_0$  分别表示在饱和和不饱和条件下 SOA 的放大倍数， $e(z,t)$  表示饱和强度的场， $\tau_c$  表示载流子寿命， $\alpha$  表示线宽增强因子， $t$  表示参考系中的时间坐标。

注入到 SOA 中的高斯脉冲信号可表示为：

$$E_0(t) = A_0 \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{t}{t_0}\right)^2\right] \quad (3.3)$$

以上内容仅为本文档的试下载部分，为可阅读页数的一半内容。如要下载或阅读全文，请访问：<https://d.book118.com/445311132121012010>