

# 基于注意力机制和 Pix2Pix 网络的术后角膜地形图生成

张光华<sup>1,3,4</sup>, 程 男<sup>5</sup>, 张 哲<sup>6,7</sup>, 李晓娜<sup>5</sup>, 潘 婧<sup>2</sup>, 李恩辉<sup>1</sup>, 陈维毅<sup>5</sup>

引用:张光华,程男,张哲,等.基于注意力机制和 Pix2Pix 网络的术后角膜地形图生成.国际眼科杂志 2023; 23(6): 1001-1006

基金项目:国家自然科学基金项目(No.11872262,12172243,12072218);山西“1331工程”资助项目;山西省回国留学人员科研资助项目(No.2020-149);山西省高等学校科技创新计划(No.2021L575);山西省基础研究计划资助项目(No.202203021211006);山西转型综合改革示范区科技创新项目(No.2018KJXC04);山西省医学重点科研项目(No.2021XM11);深圳市科技计划资助项目(No.JCYJ20220530153604010)

作者单位:(030032)中国山西省太原市,太原学院<sup>1</sup>大数据智能诊疗产业学院;<sup>2</sup>新能源材料与器件创新实验室;<sup>3</sup>(17004)西班牙加泰罗尼亚自治区,赫罗纳大学图形与图像实验室;<sup>4</sup>(030619)中国山西省太原市,太原师范学院智能与自动化系;<sup>5</sup>(030024)中国山西省太原市,太原理工大学生物医学工程学院;<sup>6</sup>(518040)中国广东省深圳市眼科医院暨南大学附属深圳眼科医院 深圳市眼病防治研究所;<sup>7</sup>(030002)中国山西省太原市,山西省眼科医院

作者简介:张光华,博士,副教授,研究方向:多光谱图像处理、医学图像处理、深度学习。

通讯作者:陈维毅,毕业于太原理工大学,博士,教授,研究方向:眼生物力学及临床诊断. chenweiyi@tyut.edu.cn

收稿日期:2022-12-08 修回日期:2023-05-17

## 摘要

**目的:**探索使用注意力机制和 Pix2Pix 生成对抗网络预测年龄相关性白内障患者术中行飞秒激光弧形角膜切开后角膜地形图。

**方法:**回顾性病例系列研究。选取 2018-03/2020-03 山西省眼科医院年龄相关性白内障患者术中行飞秒激光弧形角膜切开术患者 87 例 105 眼。收集患者术前及术后角膜地形图 210 张分为训练集(180 张)、测试集(30 张)用于模型训练和测试。采用峰值信噪比(PSNR)、结构相似性(SSIM)、Alpins 散光矢量分析,比较不同注意力机制下术后角膜地形图预测结果的准确性。

**结果:**基于注意力机制和 Pix2Pix 网络可以预测术后角膜地形图,其中基于 Self-Attention 注意力机制的模型预测效果最好,PSNR 和 SSIM 达到了 16.048、0.7661。真实的和生成的角膜地形图在 3mm 和 5mm 环上的误差矢量,误差矢量轴位,术源性散光和矫正比比较差异均无统计学意义(均  $P>0.05$ )。

**结论:**基于 Self-Attention 注意力机制和 Pix2Pix 网络可以对术后角膜地形图做到良好的预测,可以为眼科临床医生的手术规划和术后效果提供参考。

**关键词:**Pix2Pix 网络;生成对抗网络;注意力机制;角膜地形图;深度学习

DOI:10.3980/j.issn.1672-5123.2023.6.24

## Postoperative corneal topography generation based on attention mechanism and Pix2Pix network

Guang-Hua Zhang<sup>1,3,4</sup>, Nan Cheng<sup>5</sup>, Zhe Zhang<sup>6,7</sup>, Xiao - Na Li<sup>5</sup>, Jing Pan<sup>2</sup>, En - Hui Li<sup>1</sup>, Wei - Yi Chen<sup>5</sup>

**Foundation items:** National Natural Science Foundation of China (No. 11872262, 12172243, 12072218); Shanxi “1331 Project” and Shanxi Scholarship Council of China (No. 2020 - 149); Scientific Innovation Plan of Universities in Shanxi Province (No. 2021L575); Fundamental Research Program of Shanxi Province (No.202203021211006); Research Funds of Shanxi Transformation and Comprehensive Reform Demonstration Zone (No. 2018KJXC04); Medical Major Research Projects in Shanxi Province (No.2021XM11); Shenzhen Science and Technology Program (No. JCYJ20220530153604010)

<sup>1</sup>Institute of Big Data Smart Diagnosis and Treatment Industry;

<sup>2</sup>Innovation Laboratory of New Energy Materials and Devices,

Taiyuan University, Taiyuan 030032, Shanxi Province, China; <sup>3</sup>Graphics and Imaging Laboratory, University of Girona, Girona 17004, Catalonia, Spain; <sup>4</sup>Department of Intelligence and Automation, Taiyuan Normal University, Taiyuan 030619, Shanxi Province, China; <sup>5</sup>College of Biomedical Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, Shanxi Province, China; <sup>6</sup>Shenzhen Eye Hospital; Shenzhen Eye Hospital Affiliated to Jinan University; Shenzhen Eye Institute, Shenzhen 518040, Guangdong Province, China; <sup>7</sup>Shanxi Eye Hospital, Taiyuan 030002, Shanxi Province, China

**Correspondence to:** Wei - Yi Chen. College of Biomedical Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China. chenweiyi@tyut.edu.cn

Received:2022-12-08 Accepted:2023-05-17

## Abstract

• **AIM:** To explore the use of attention mechanism and Pix2Pix generative adversarial network to predict the postoperative corneal topography of age-related cataract patients undergone femtosecond laser arcuate keratotomy.

• **METHODS:** In this retrospective case series study, the 210 preoperative and postoperative corneal topographies from 87 age - related cataract patients (105 eyes) undergoing femtosecond laser arcuate keratotomy at Shanxi Eye Hospital between March 2018 and March 2020 were selected and divided into a training set (180) and a test set (30) for model training and testing. The peak signal - to - noise ratio (PSNR), structural similarity (SSIM) and Alpins astigmatism vector analysis were used to compare the accuracy of postoperative corneal

topography prediction under different attention mechanisms.

• RESULTS: The model based on attention mechanism and Pix2Pix network can predict postoperative corneal topography, among which the model based on Self-Attention mechanism has the best prediction effect, with PSNR and SSIM reaching 16.048 and 0.7661, respectively. There were no statistically significant differences in the difference vector, difference vector axis position, surgically induced astigmatism, and correction index between real and generated corneal topography on the 3mm and 5mm rings (all  $P>0.05$ ).

• CONCLUSION: Based on the Self-Attention mechanism and Pix2Pix network, the postoperative corneal topography can be well predicted, which can provide reference for the surgical planning and postoperative effects of ophthalmic clinicians.

• KEYWORDS: Pix2Pix network; generative adversarial network; attention mechanism; corneal topography; deep learning

**Citation:** Zhang GH, Cheng N, Zhang Z, *et al.* Postoperative corneal topography generation based on attention mechanism and Pix2Pix network. *Guoji Yanke Zazhi (Int Eye Sci)* 2023; 23(6): 1001-1006

## 0 引言

角膜是人眼最重要的屈光系统,人眼屈光能力的3/4是由角膜提供的,角膜的病变都会导致屈光变化。因此角膜地形图检查是目前角膜屈光手术及白内障手术必须进行的检查项目之一,眼科医生通过角膜地形图了解角膜的像差及厚度信息,从而制定相应的手术方案,例如飞秒激光辅助的准分子激光原位角膜磨镶术(femtosecond laser-assisted *in situ* keratomileusis, FS-LASIK)及飞秒激光弧形角膜切开术(femtosecond laser arcuate keratotomy, FLAK)。目前国内已有很多相关研究开始使用角膜地形图对眼科屈光手术做出个性化引导<sup>[1-4]</sup>。因此角膜地形图在眼科屈光手术占据着十分重要的位置。如果根据术前角膜地形图信息,可以预测术后角膜地形图,在术前可预知手术效果,无疑能够为临床医师提供最直观手术规划参考,也有利于手术方案的修正。

同时随着近几年来人工智能的快速发展,有很多研究将深度学习中的卷积神经网络应用于眼科学<sup>[5]</sup>,比如亚临床圆锥角膜的分类与分割<sup>[6-7]</sup>,糖尿病视网膜病变的分类<sup>[8-9]</sup>,视网膜血管分割<sup>[10]</sup>和角膜地形图疾病分类<sup>[11-12]</sup>等。在图像预测领域主流的卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)是生成对抗网络(generate adversarial neural networks, GAN),目前相关研究都是将其应用于图像恢复<sup>[13]</sup>,自然图像生成<sup>[14-15]</sup>,数据扩充<sup>[16]</sup>,很少将其应用于医学图像疾病预测,特别是眼科学领域。造成这种现象的主要原因是由于卷积网络的特征提取局部性,无法捕获全局语义信息之间的依赖关系,并且GAN模型的训练也比较困难,达不到医学影像的需求精度。

因此针对以上问题,很多研究开始将注意力机制引入GAN网络模型当中,提高网络的全局特征学习能力。本文的主要工作是将目前流行的3种注意力机制:通道和空

间注意力机制(convolutional block attention module, CBAM)<sup>[17]</sup>,自注意力机制(self-attention)<sup>[18]</sup>,交叉交叉注意力机制(criss-cross attention, CCA)<sup>[19]</sup>,集成到Pix2Pix模型中,进行比较。通过调整注意力机制,使Pix2Pix模型生成的术后角膜地形图与真实角膜地形图相似。

## 1 对象和方法

1.1 对象 回顾性病例系列研究。选取2018-03/2020-03山西省眼科医院年龄相关性白内障患者术中行飞秒激光弧形角膜切开术患者87例105眼,平均年龄 $60\pm 12.63$ 岁。纳入标准:(1)年龄相关性白内障、角膜散光为1.0~3.0D,接受单焦点或多焦点人工晶状体植入术患者;(2)完成术后3mo随访;(3)术前角膜地形图:QS为“OK”。排除标准:有不规则散光、圆锥角膜和角膜屈光治疗史。所有数据均不包含患者隐私信息。所有患者及家属均知情同意,本研究经医院伦理委员会审批通过。

## 1.2 方法

1.2.1 收集角膜地形图 通过Oculus Pentacam HR三维眼前节分析仪设备照相获得双眼手术前后角膜地形图105眼210张,角膜地形图分辨率为 $256\times 256$ 、格式为PNG,其中术前角膜地形图105张,对应的术后角膜地形图105张,其中180张(术前及术后各90张)作为训练集,30张(术前及术后各15张)作为测试集。该数据集集中的所有图像均在半暗房间环境下用同等级设备拍摄,照相格式统一,见图1A。

1.2.2 数据预处理 由于本实验数据量有限,为了达到较好的实验效果,提高模型的泛化能力,故对数据集进行了增强处理,扩充数据量。图像增加处理的方法包括:(1)对原始数据进行水平翻转和垂直翻转;(2)对原始数据和翻转后的图像进行缩放,分别缩小为 $128\times 128$ 和 $64\times 64$ 。由于原始图像数据范围为0~255,数据过大可能会影响训练效果,因此对数据进行标准化处理,将图像数据标准化到-1~1范围之内,加快模型收敛。数据预处理简单示意图见图1B。

1.2.3 构建模型 本研究使用GAN<sup>[20-22]</sup>模型中最为流行的Pix2Pix作为最底层结构,增加不同注意力机制模型。整体网络结构由生成器和判别器组成,见图2。生成器为U-net-128模型,模型结构见图3A,在下采样过程中,输入数据 $(C, H, W) = (3, 256, 256)$ 通过4次核大小为 $4\times 4$ ,步长为2的卷积层,得到下采样特征图 $(512, 16, 16)$ ,再通过3个与上述相同的卷积层,但是通道数不再发生变化,得到最深层的下采样特征图 $(512, 2, 2)$ 。上采样过程与之相反,同时跳跃链接将每层下采样特征图与上采样特征图在通道维度进行拼接,使生成的图像能保留更多细节<sup>[23]</sup>。判别器为PixelGANs模型,将生成的虚假术后角膜地形图和真实术后角膜地形图在通道维度进行拼接,通过卷积层映射到一个与输入数据相同分辨率的单通道二维矩阵,表示相似度,见图3B。在U-net-128的卷积和归一化层中间增加注意力机制<sup>[24]</sup>,模型分别使用了3种主流的注意力机制:(1)通道和空间注意力机制,将输入数据 $x = (C, H, W)$ 分别在高宽维度上与通道维度进行最大池化和平均池化得到通道注意力特征图 $C(x) = (C, 1, 1)$ 和空间注意力特征图 $S(x) = (1, H, W)$ ,将两个注意力特征图分别与输入数据 $x$ 进行矩阵点乘得到CBAM注意力特征图;(2)自注意力机制,将输入数据 $x = (C, H, W)$ 分别通过

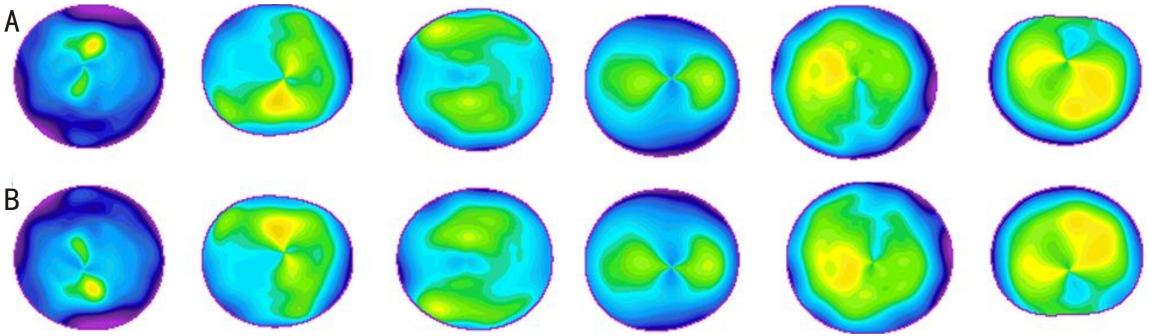


图1 实验数据集中的图例 A:患者术前角膜地形图; B:垂直翻转后的角膜地形图。

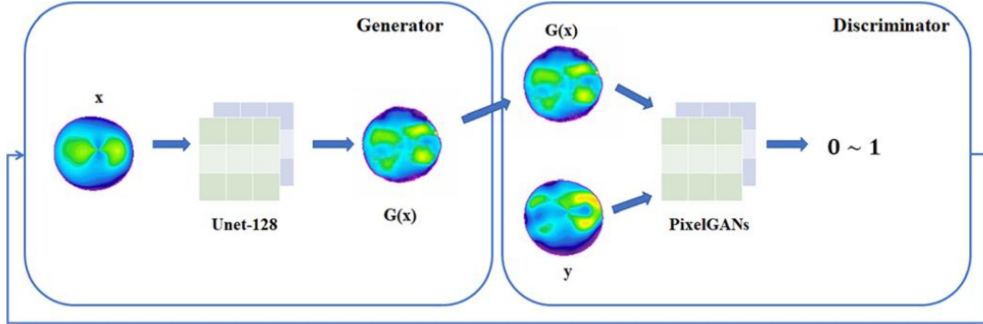


图2 Pix2Pix 整体网络结构。

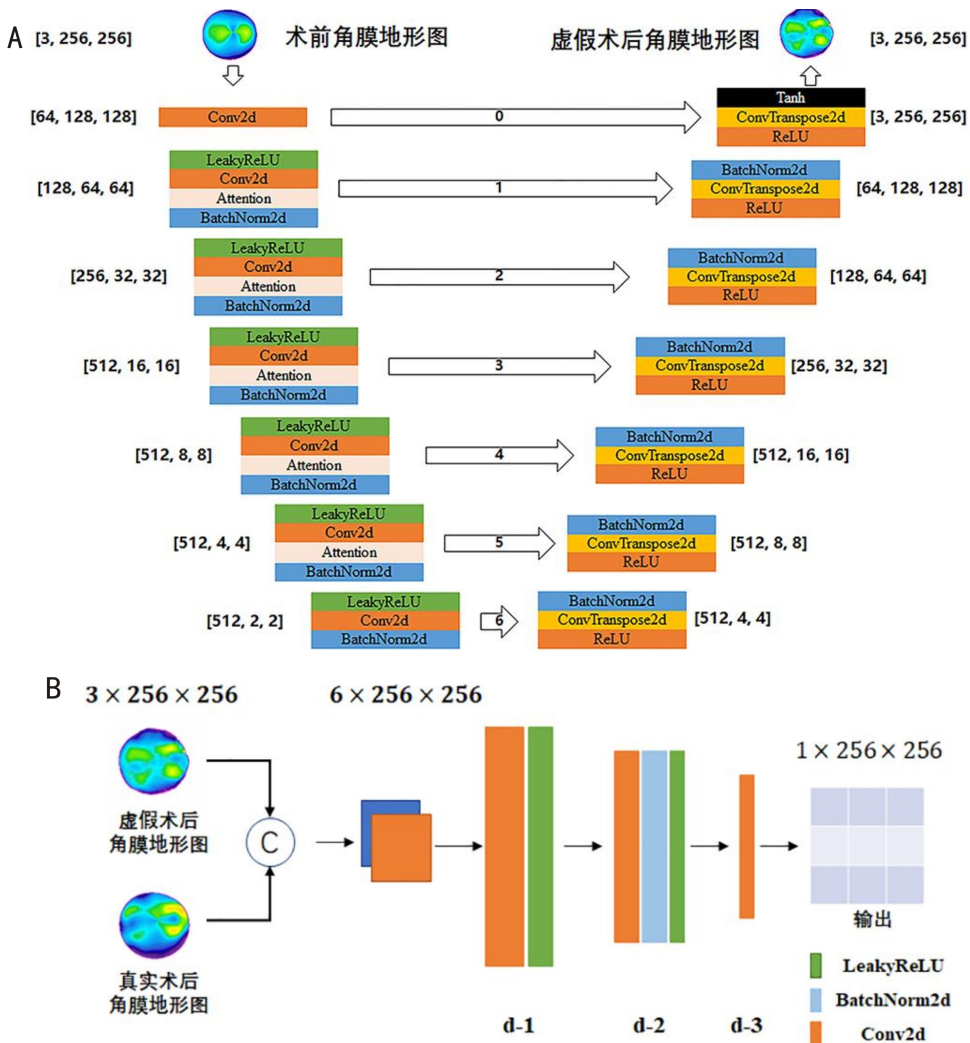


图3 生成器与判别器模型结构 A:生成器 U-net-128 模型结构; B:判别器 PixelGANs 模型结构。

3个核为 $1 \times 1$ 的卷积层,得到3个特征图 $Q(x), K(x), V(x) = (N, C), N = H * W$ ,接着将 $Q(x)$ 和 $K(x)$ 进行矩阵乘法和 softmax 操作后得到注意力权重特征图 $(N, N)$ ,最

后将注意力权重特征图与 $V(x)$ 进行矩阵乘法, $1 \times 1$ 的卷积层及重塑操作得到自注意力特征图 $(C, H, W)$ ;(3) 十字交叉注意力机制,其注意力特征图的每个像素仅与其所在



行和列的像素有关,形状为十字,其运算方式与自注意力机制类似。

**1.2.4 评价指标** 评价 GAN 网络生成图像质量的常用评价指标有峰值信噪比 (peak signal-to-noise ratio, PSNR)<sup>[25]</sup> 和结构相似性 (structure similarity index, SSIM)<sup>[26]</sup>,计算公式如下:

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \left( \frac{MAX^2}{MSE} \right) \quad (1)$$

PSNR 是衡量生成图像的重要指标,MAX 表示生成数据信息的最大值,MSE 表示生成数据的均方误差,所以 MSE 越小,则 PSNR 越大;PSNR 越大,代表着重建图像质量越好。

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \quad (2)$$

SSIM 是基于 2 个图像数据的亮度,对比度,结构 3 个指标进行对比计算得到,SSIM 越大表示图像质量越好,极限值为 1, $x$  为生成的虚假数据, $y$  为真实的标签数据, $\mu_x$  和  $\mu_y$  分别为  $x, y$  的均值,  $\sigma_x^2, \sigma_y^2$  分别为  $x, y$  的协方差,  $c_1 = (k_1MAX)^2, c_2 = (k_2MAX)^2$  为 2 个常数,MAX 为  $x, y$  的数据最大值。

医学观察指标:分别对术前和真实术后角膜地形图,

术前和预测术后角膜地形图进行 Alpins 散光矢量分析来评估真实和预测的散光矫正效果。本研究选取以下 4 个指标对散光矫正效果评估:矫正误差矢量 (difference vector, DV):指目标与实际矫正的散光的矢量差;术源性散光 (surgically induced astigmatism, SIA):指手术引入的散光变化量;矫正比 (correction index, CI):指实际矫正的散光与目标矫正的散光的比值;DV 轴位:指 DV 矢量差方向。

**1.2.5 实验条件和设置** 所有实验都是基于 python3.6.2, 和 pytorch1.9.0 版本。服务器的配置为:处理器为 i9-10900X;内存为 62G;显卡为 2 块 2080Ti,每块显存为 12G。每个模型的训练均使用 Adam 优化器。

统计学分析:使用 SPSS 26.0 统计学软件进行分析数据。计量资料首先经 Shapiro-Wilk 检验,符合正态分布的数据采用  $\bar{x} \pm s$  表示,采用配对样本  $t$  检验,以  $P < 0.05$  为差异有统计学意义。

## 2 结果

为了测试不同注意力机制对模型生成结果的影响,我们对注意力机制在 U-net 生成器的不同下采样层及数量进行了消融实验,见表 1,图 4。实验结果表明:(1)从注意力机制的数量观察,加入 3 个注意力机制的实验指标是

表 1 不同注意力机制与 U-net 模型不同下采样层融合及其数量的消融实验

Generator	Model			PSNR (dB) ↑	SSIM (dB) ↑
	Dx	Attention	Discriminator		
U-net128	D1	CCA	Pixel	15.8387	0.7641
U-net128	D1	CBAM	Pixel	15.8725	0.7649
U-net128	D1	SelfAttn	Pixel	15.8703	0.7640
U-net128	D2	CCA	Pixel	15.7512	0.7619
U-net128	D2	SelfAttn	Pixel	15.7655	0.7623
U-net128	D2	CBAM	Pixel	15.9109	0.7647
U-net128	D3	CCA	Pixel	15.5927	0.7613
U-net128	D3*	SelfAttn*	Pixel	16.0481	0.7661
U-net128	D3	CBAM	Pixel	15.7979	0.7631
U-net128	D4	CCA	Pixel	15.5917	0.7625
U-net128	D4	CBAM	Pixel	15.6565	0.7612
U-net128	D4	SelfAttn	Pixel	15.7056	0.7622
U-net128	D5	CCA	Pixel	15.6128	0.7612
U-net128	D5	CBAM	Pixel	15.6329	0.7614
U-net128	D5	SelfAttn	Pixel	15.7359	0.7612
U-net128	D12	CCA	Pixel	15.6508	0.7602
U-net128	D12	SelfAttn	Pixel	15.7620	0.7600
U-net128	D12	CBAM	Pixel	15.8276	0.7625
U-net128	D123	SelfAttn	Pixel	15.9000	0.7620
U-net128	D123	CBAM	Pixel	15.9226	0.7645
U-net128	D123	CCA	Pixel	17.3290	0.7866
U-net128	D1234	CCA	Pixel	15.6445	0.7637
U-net128	D1234	SelfAttn	Pixel	15.7808	0.7620
U-net128	D1234	CBAM	Pixel	15.9576	0.7649
U-net128	D12345	CCA	Pixel	15.5969	0.7608
U-net128	D12345	SelfAttn	Pixel	15.6945	0.7607
U-net128	D12345	CBAM	Pixel	15.9911	0.7662

注:Dx 列表示注意力机制与 U-net 生成器结合的下采样层,列名中的 x 表示第 x 层;Attention 列表示与 U-net 生成器模型融合的注意力机制名称,列中的 SelfAttn 代表 Self-Attention 注意力机制。\*:生成的角膜地形图效果最好。

表 2 基于 U-net 的 D3 下采样层与 Self-Attention 混合模型的真实和生成术后角膜地形图的环上散光矢量分析比较

环上散光矢量分析		DV( $\bar{x}\pm s, D$ )	DV 轴位( $\bar{x}\pm s, \text{度}$ )	SIA( $\bar{x}\pm s, D$ )	CI( $\bar{x}\pm s$ )
1mm	Real	1.25±0.59	70.07±37.7	1.91±1.41	1.27±0.75
	Fake	0.63±0.20	72.55±53.58	1.54±0.79	1.01±0.41
	<i>t</i>	4.845	-0.144	1.054	1.142
	<i>P</i>	0.011	0.918	0.179	0.791
3mm	Real	1.31±0.94	86.07±37.55	2.15±1.31	1.41±0.67
	Fake	0.94±0.37	79.86±41.04	1.56±0.79	1.15±0.67
	<i>t</i>	1.500	0.393	1.756	1.271
	<i>P</i>	0.596	0.452	0.224	0.302
5mm	Real	1.87±0.68	72.64±36.76	2.46±1.23	1.85±0.77
	Fake	1.49±0.42	55.36±37.02	1.28±0.71	1.01±0.68
	<i>t</i>	1.810	1.479	3.713	4.086
	<i>P</i>	0.953	0.373	0.291	0.141

注:DV:误差矢量;SIA:术源性散光;CI:矫正比;Real:真实术后角膜地形图;Fake:生成的虚假术后角膜地形图。

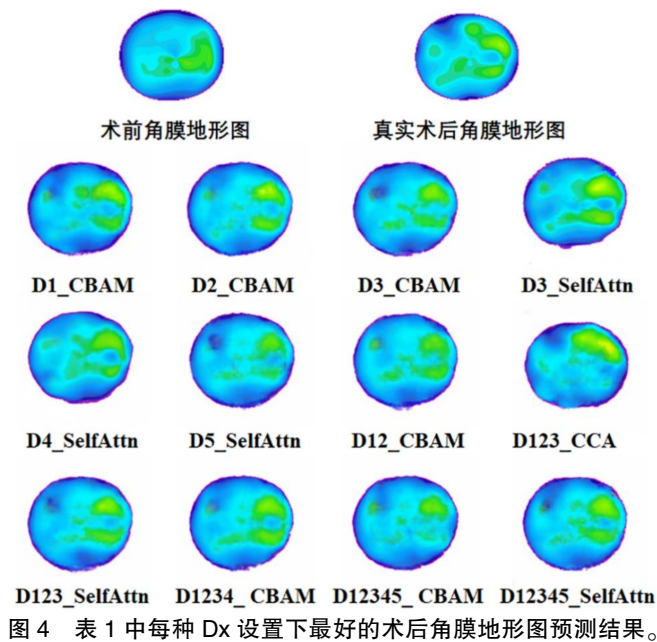


图 4 表 1 中每种 Dx 设置下最好的术后角膜地形图预测结果。

最好的,其中 CCA 的 PSNR 和 SSIM 最高,分别为 17.3290 和 0.7866,但是从图 4 中的结果观察,D123\_CCA 生成的图像效果较差。(2)从 U-net 的不同下采样层融合注意力机制的角度观察,在第 3 层加入 Self-Attention 注意力机制的实验指标最好,PSNR 和 SSIM 分别为 16.0481 和 0.7661,而且从图 4 中的结果观察,D3\_SelfAttn 生成的图像效果最好。(3)从注意力机制的类型角度观察,Self-Attention 注意力机制的结果最好,指标 PSNR 和 SSIM 分数都很高。

同时我们对 U-net 的 D3 下采样层与 Self-Attention 混合模型的真实术后角膜地形图和生成术后角膜地形图进行环上散光矢量分析比较结果:(1)1mm 环上 DV 比较差异有统计学意义( $P<0.5$ ),在 3mm 和 5mm 环上 DV 比较差异无统计学意义( $P>0.5$ )。(2)真实和生成术后角膜地形图在 1、3、5mm 的 DV 轴位,SIA 和 CI 比较,差异均无统计学意义( $P>0.5$ ),见表 2。

### 3 讨论

角膜地形图作为眼科疾病检查的必要检查项目之一,不仅可以帮助眼科医生了解角膜整体形态和像差信息,还

可以为角膜手术的施行提供规划参考。目前,刘莛等<sup>[27]</sup>将角膜地形图与波前像差引导的角膜屈光手术作比较,得出角膜地形图引导的手术可以取得更好的疗效,但是有可能会引起角膜形态发生较大改变。因此提前了解术后角膜地形图对于眼科医生非常重要。

本研究中使用了 SSIM 和 PSNR 作为预测术后角膜地形图质量的评价指标,SSIM 和 PSNR 越大,表示预测的术后角膜地形图和真实术后角膜地形图越相似。通过大量消融实验,我们发现在这 3 种注意力机制中,将 Self-Attention 注意力机制与 U-net 下采样的第 2~4 层(即特征分辨率为  $32\times 32\sim 8\times 8$ )融合更容易增强网络对的关键特征的捕获能力,其中以 U-net 下采样第 3 层与 Self-Attention 注意力机制融合可以获得最相似的术后角膜地形图,SSIM 和 PSNR 分别为 16.0481、0.7661。与之前的大多数研究不同的是,我们使用深度学习技术预测术后角膜地形图,而其它研究是根据角膜地形图进行疾病分类<sup>[11-12,28]</sup>。

本研究也存在一定局限性:(1)由于数据量较少,未能使用更多其他网络模型对术后角膜地形图进行预测;(2)采用角膜地形图的 RGB 图像进行术后预测,并非最原始的屈光度数据;(3)未能将更多的手术参数考虑进来,如切口轴位、切口深度、切口半径等信息。因此后续研究将扩大数据量,使用原始数据进行试验,在此基础上对模型进行改进,将各种手术方案融入到模型当中,提高模型对角膜地形图的预测能力。

综上所述,本研究以 U-net 网络和 Pix2Pix 生成对抗网络为基础,采用不同的注意力机制对术后角膜地形图进行了成功的预测。U-net 网络优秀的跳跃连接机制,可以同时捕获图像的高维纹理特征和低维几何信息,在较少的数据量上获得图像质量较好角膜地形图。通过预测术后角膜地形图,可以为眼科临床医生屈光手术方案调整和设计提供有价值的参考。

### 参考文献

- 张丽,周跃华,翟长斌,等.波前像差引导与角膜地形图引导的 LASIK 术后视觉质量的比较.眼科 2022;31(1):57-62
- 范浩博,宋唯琦,唐秀平,等.角膜地形图引导与波前像差优化的 FS-LASIK 术后高阶像差比较的 Meta 分析.国际眼科杂志 2021;21(10):1757-1763

3 姚婕颖, 陈春霞, 钱莉. 角膜地形图引导下不同手术切口对超声乳化学术后角膜表面形态和泪膜的影响. *国际眼科杂志* 2021;21(12):2137-2140

4 孙小银, 李一壮, 钱涛. 角膜地形图引导下白内障手术切口对角膜散光的矫正. *国际眼科杂志* 2010;10(3):462-465

5 Hogarty DT, MacKey DA, Hewitt AW. Current state and future prospects of artificial intelligence in ophthalmology: a review. *Clin Exp Ophthalmol* 2019;47(1):128-139

6 Raju M, Pagidimarri V, Barreto R, et al. Development of a deep learning algorithm for automatic diagnosis of diabetic retinopathy. *Stud Health Technol Inform* 2017; 245:559-563

7 Tas AY, Hasanreisoglu M, Balim H, et al. Automated Diagnosis of Keratoconus from Corneal Topography. *Invest Ophthalmol Vis Sci* 2021;62(8):2021

8 Varadarajan AV, Bavishi P, Ruamviboonsuk P, et al. Predicting optical coherence tomography-derived diabetic macular edema grades from fundus photographs using deep learning. *Nat Commun* 2020; 11(1):130

9 Holmberg OG, Köhler ND, Martins T, et al. Self-supervised retinal thickness prediction enables deep learning from unlabelled data to boost classification of diabetic retinopathy. *Nat Mach Intell* 2020;2(11):719-726

10 Ding JQ, Zhang ZH, Tang JJ, et al. A multichannel deep neural network for retina vessel segmentation via a fusion mechanism. *Front Bioeng Biotechnol* 2021; 9:697915

11 Chen X, Zhao JX, Iselin KC, et al. Keratoconus detection of changes using deep learning of colour-coded maps. *BMJ Open Ophthalmol* 2021; 6(1): e000824

12 Kuo BI, Chang WY, Liao TS, et al. Keratoconus screening based on deep learning approach of corneal topography. *Transl Vis Sci Technol* 2020;9(2):53

13 张彭杨, 杨艳. 基于 U-net 的注意力机制图像复原. *信息技术* 2022;46(5):31-35

14 Isola P, Zhu JY, Zhou TH, et al. Image-to-image translation with conditional adversarial networks. 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). *IEEE* 2017;5967-5976

15 Zhu MF, Pan PB, Chen W, et al. DM-GAN: dynamic memory generative adversarial networks for text-to-image synthesis. 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). *IEEE* 2020;5795-5803

16 Abdelmotaal H, Mostafa MM, Mostafa ANR, et al. Classification of

color-coded scheinplflug camera corneal tomography images using deep learning. *Trans Vis Sci Tech* 2020;9(13):30

17 Woo S, Park J, Lee JY, et al. CBAM: convolutional block attention module. *Computer Vision - ECCV 2018*. Cham: Springer International Publishing 2018;3-19

18 Zhang H, Goodfellow I, Metaxas D, et al. Self-attention generative adversarial networks. *International conference on machine learning. PMLR* 2019; 7354-7363

19 Huang ZL, Wang XG, Wei YC, et al. CCNet: criss-cross attention for semantic segmentation. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 2023;45(6):6896-6908

20 Goodfellow I, Pouget-Abadie J, Mirza M, et al. Generative Adversarial Networks. *Commun ACM* 2020;63(11): 139

21 Zhu JY, Park T, Isola P, et al. Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks. 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). *IEEE* 2017;2242-2251

22 Antipov G, Baccouche M, Dugelay JL. Face aging with conditional generative adversarial networks. 2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). *IEEE* 2017; 2089-2093

23 Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation; proceedings of the 18th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, MICCAI 2015, October 5, 2015 - October 9, 2015, Munich, Germany, F, 2015 [C]. Springer Verlag 2015

24 Ma B, Wang XR, Zhang H, et al. CBAM-GAN: generative adversarial networks based on convolutional block attention module. *Lecture Notes in Computer Science*. Cham: Springer International Publishing 2019;227-236

25 Tanchenko A. Visual-PSNR measure of image quality. *J Vis Commun Image Represent* 2014;25(5):874-878

26 Wang Z, Bovik AC, Sheikh HR, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. *IEEE Trans Image Process* 2004;13(4):600-612

27 刘蕊, 朱小敏, 阚秋霞, 等. 角膜地形图引导的准分子激光手术提高 RK 术后视觉质量的研究. *中华眼视光学与视觉科学杂志* 2016; 18(7):409-414

28 Feng RW, Xu Z, Zheng XS, et al. KerNet: a novel deep learning approach for keratoconus and sub-clinical keratoconus detection based on raw data of the pentacam HR system. *IEEE J Biomed Health Inform* 2021;25(10):3898-3910