

**施普林格应用科学与技术简报**

法医和医学生物信息学

Mohd Hafiz Arzmi · Anwar P. P. Abdul Majeed ·  
Rabiu Muazu Musa · Mohd Azraai Mohd Razman ·  
Hong-Seng Gan · Ismail Mohd Khairuddin ·  
Ahmad Fakhri Ab. Nasir

# 癌症诊断中的深度学习

## 基于特征的迁移学习 评估

施普林格应用科学与技术简报

## 法医和医学生物信息学

### 系列编辑

阿米特·库马尔，德瓦卡·文卡特·塞·纳加尔·科隆尼，穆纳加努尔，海亚特纳加尔，  
BioAxis DNA研究中心私人有限公司，印度特伦甘纳邦，海得拉巴，印度

阿拉姆·阿帕·拉奥，印度海得拉巴

**该系列的书籍已提交至SCOPUS、Google Scholar和Springer-link**

法医和医学生物信息学（FMB）系列是一个平台，旨在为行业专业人员、研究人员和学者以及高级研究生提供跨学科的技术驱动发现和颠覆性内容。我们征求与新颖研究和创新、理论、应用相关的贡献，以及与其技术要素和实际方法相关的内容。

- 生物技术和医学科学中的生物启发技术和工程
  - 转化工程
- 机器学习和人工智能在健康、生物信息学和计算生物学中的应用
- 生物传感器、电路和系统生物工程、通信技术、治疗系统和技术、生物机器人学、生物医学信号处理、生物微机电系统、神经工程、生物医学电路和系统- 法医科学和相关法律、案例研究和科学调查辅助、网络安全、生物图像处理和安全

要提交您的提案或表达对该系列的兴趣，请联系： amit.

[kumar@dnare.in](mailto:kumar@dnare.in) 或 [loyola.dsilva@springer.com](mailto:loyola.dsilva@springer.com)

Mohd Hafiz Arzmi · Anwar P. P. Abdul Majeed ·  
Rabiu Muazu Musa · Mohd Azraai Mohd Razman ·  
Hong-Seng Gan · Ismail Mohd Khairuddin ·  
Ahmad Fakhri Ab. Nasir

# 癌症深度学习诊断

基于特征的迁移学习评估

Mohd Hafiz Arzmi  
基础牙科和医学科学  
马来西亚国际伊斯兰大学  
关丹，彭亨，马来西亚

Anwar P. P. Abdul Majeed  
机器人学院  
西交利物浦大学  
苏州，中国

Rabiu Muazu Musa  
基础与继续教育中心学分部门马来  
西亚登嘉楼大学瓜拉纳鲁斯，登  
嘉楼，马来西亚

Mohd Azraai Mohd Razman制造与机  
电工程技术学院马来西亚彭亨大学百克  
，马来西亚

洪胜甘  
人工智能与高级计算学院  
西交利物浦大学  
苏州，中国

Ismail Mohd Khairuddin  
制造与机电工程技术学院  
马来西亚彭亨大学  
彭亨州百克  
马来西亚

Ahmad Fakhri Ab. Nasir  
计算机学院  
马来西亚彭亨大学  
百克，马来西亚

ISSN 2191-530X  
施普林格应用科学与技术简报

ISSN 2191-5318 (电子版)

ISSN 2196-8845

ISSN 2196-8853 (电子版)

法医学和医学生物信息学施普林格应用科学与技术简报

ISBN 978-981-19-8936-0

ISBN 978-981-19-8937-7 (电子书)

<https://doi.org/10.1007/978-981-19-8937-7>

© 作者（们），施普林格自然新加坡私人有限公司独家许可。2023年作品受版权保护。  
所有权利仅由出版商独家许可，无论是全部还是部分材料，特别是翻译、重印、插图重用、朗  
诵、广播、微缩胶片复制、以任何其他实体方式或电子适应、计算机软件，或通过类似或不同  
的已知或今后开发的方法进行的信息存储和检索、电子适应，或类似的方法。

在本出版物中使用的一般描述性名称、注册名称、商标、服务标志等，并不意味着即使在没有  
具体声明的情况下，这些名称也不受相关保护法律和法规的约束，因此可以自由使用。

出版商、作者和编辑可以安全地假设本书中的建议和信息在出版日期时被认为是真实和准确的。  
出版商、作者或编辑对本文所包含的材料不提供明示或暗示的保证，也不对可能存在的任何  
错误或遗漏负责。出版商在已发表的地图和机构隶属方面保持中立。

这本施普林格印记由注册公司施普林格自然新加坡私人有限公司出版。注册公司地址为  
：新加坡滨海路152号，#21-01/04 Gateway East，邮编189721，新加坡。

我将这本书献给我亲爱的父母，阿兹米·曼索尔和萨菲亚·阿卜杜勒·阿齐兹；我的妻子，努鲁尔·伊扎·祖尔基菲；我的孩子，伊法·胡迈拉·莫哈菲兹、伊法·胡里亚·莫哈菲兹、伊法·胡维娜·莫哈菲兹和伊扎特·胡赞菲·莫哈菲兹；我的研究小组，国际伊斯兰大学癌症研究倡议集群 *IIUM (COCRI I)*；还有我的导师，安瓦尔·P·P·阿卜杜勒·马吉德，感谢他一直以来  
的支持。莫哈菲兹·阿兹米

这本书献给我的父母，阿卜·纳西尔和苏克里娜，我的岳父母，已故的穆罕默德·泰布和已故的阿齐扎，我心爱的妻子法拉希亚，以及我的可爱的孩子们，艾莎、哈齐姆、卡尤姆和阿

里。艾哈迈德·法赫里·阿卜·纳

西尔这本书献给我的妻子和儿子，努尔贾利拉·亚蒂姆和阿西夫·阿兹拉伊，以及我的母亲艾达·伊斯梅尔，还有我的兄弟姐妹，阿扎尔、阿兹米尔、阿扎姆、阿兹里和阿兹拉。我们都会成功的

莫哈末·阿兹莱·莫哈末·拉兹曼

我想把这本书献给我的家人，莫哈末·凯鲁丁·沙菲、哈亚蒂·阿布·巴卡，以及我宝贵的妻子，努尔赛希拉·扎伊纳尔·阿比丁。伊斯梅尔

·莫哈末·凯鲁丁我想把这本书

献给我的父母，C. K. 甘、K. H. 谭，以及我的姐姐C. Y. 甘和弟弟H. K. 甘。洪胜甘

这本书献给我亲爱的家人和朋友。让我们继续追求卓越。

*Rabiu Muazu Musa*

我想把这本书献给我的妻子Sharifah Maszura Syed Mohsin，我的女儿Saffiya Anwar和我的儿子Yusuff Anwar。Anwar P. P.

*Abdul Majeed*

# 致谢

我们要感谢Zahari Taha教授的指导和宝贵建议，使这本书得以实现。

Mohd Hafiz Arzmi  
Anwar P. P. Abdul Majeed  
Ahmad Fakhri Ab Nasir  
Mohd Azraai Mohd Razmaan  
Ismail Mohd Khairuddin  
洪胜甘  
Rabiu Muazu Musa



# 目录

<b>1 癌症的流行病学、检测和管理：</b>	
概述.....	1
1.1 引言.....	1
1.2 乳腺癌的流行病学、检测和管理.....	2
1.3 肺癌的流行病学、检测和管理.....	3
1.4 口腔癌的流行病学、检测和管理.....	4
1.5 皮肤癌的流行病学、检测和管理.....	5
1.6 结论.....	6
参考文献.....	6
<b>2 基于VGG16特征的迁移学习评估</b>	
<b>用于口腔鳞状细胞癌（OSCC）的诊断.....</b>	<b>9</b>
2.1 引言.....	9
2.2 方法.....	10
2.3 结果与讨论.....	11
2.4 结论.....	11
参考文献.....	12
<b>3 乳腺癌的分类：超参数优化对特征迁移学习流程</b>	
<b>的影响</b>	
<b>的有效性.....</b>	<b>15</b>
3.1 引言.....	15
3.2 方法.....	16
3.3 结果与讨论.....	17
3.4 结论.....	18
参考文献.....	19
<b>4 肺癌的分类：基于DenseNet特征的迁移学习评估</b>	
<b>的有效性.....</b>	<b>21</b>
4.1 引言.....	21
4.2 方法.....	22
4.3 结果与讨论.....	23

4.4 结论 .....	25
参考文献 .....	25
<b>5 皮肤癌诊断：一种VGGEsemble方法 .....</b>	<b>27</b>
5.1 引言 .....	27
5.2 方法 .....	29
5.3 结果与讨论 .....	29
5.4 结论 .....	31
参考文献 .....	31
<b>6 未来的方向 .....</b>	<b>33</b>
6.1 总结 .....	33
参考文献 .....	34

# 第1章癌症的流行病学、检测和管理：概述



**摘要** 全球范围内，乳腺癌被记录为最常见的癌症，女性中的发病率和死亡率较高。与此同时，肺癌的发病率在男性中占主导地位，被列为女性中第三常见的癌症。此外，口腔癌是指涉及唇部和口腔的癌症，包括唇部、舌头、口腔、口腔底和腭，其中90%的口腔癌起源于口腔鳞状细胞癌。

此外，由皮肤细胞突变引起的皮肤癌在全球范围内排名第17位，非黑素瘤皮肤癌的新病例报告为324,637例。尽管已经进行了许多干预措施，但由于癌症的晚期检测和管理不善，全球范围内的病例仍然很高。本章描述了癌症的流行病学以及目前的检测和管理方法。

**关键词**    流行病学    · 癌症检测    · 癌症管理

## 1.1 引言

根据2020年全球癌症统计数据，新发癌症病例总数为19,292,789例[1]。亚洲的癌症发病率最高，其次是欧洲和北美洲。与此同时，亚洲、欧洲、拉丁美洲和加勒比地区的癌症死亡率也最高。乳腺癌是报告中最高的癌症类型，其次是前列腺癌和肺癌。乳腺癌的发病率为每10万人中的47.8例，说明癌症的发病频率仍然很高。

另一方面，肺癌的发病率为每10万人中的22.4例，表明尽管肺癌的管理得到了改进，但癌症病例仍然很高。尽管口腔癌的发病率与其他类型的癌症相比仍然较低，但全球范围内报告了377,713例新病例。此外，2020年报告的新病例数排名第17位的皮肤癌的总死亡人数为57,045人。由于癌症的高发病率，本章描述了流行病学情况。

乳腺癌、肺癌、口腔癌和皮肤癌及其当前的检测和管理方法。

## 1.2 乳腺癌的流行病学、检测和管理

全球范围内，乳腺癌被记录为最常见的癌症，在女性中的发病率和死亡率很高[2]。2020年，全球有超过230万名女性被诊断出患有乳腺癌，其中约80%的患者年龄大于50岁[3]。乳腺癌占据了1/4的癌症病例和1/6的癌症死亡病例，在159个国家的发病率中排名第一，在110个国家的死亡率中排名第一。此外，乳腺癌也是全球第五大癌症死因，有685,000人死亡[4]。乳腺癌占2020年累计癌症病例的11.7%[4]，是妇女癌症相关死亡的主要原因；仅在2021年，根据美国癌症协会的研究，有281,550名妇女被诊断出患有乳腺癌（占2021年总癌症病例的30%），预计将有43,600人（占预计总死亡人数的15%）因癌症而死亡[4]。由于生活方式的西化，如延迟怀孕、减少母乳喂养、月经初潮年龄低、缺乏体育锻炼和饮食不良，以及更高水平和更好的癌症登记和检测，预计乳腺癌将呈上升趋势[5]。

在1980年代到1990年代期间，乳腺癌发病率急剧增加，尤其是在北美、大洋洲和欧洲[2]，反映出风险因素的患病率变化以及乳腺摄影筛查的增加，随后由于更少使用绝经激素治疗和大量筛查参与者的减少，发病率下降。

从2007年开始，欧洲和大洋洲的一些国家，如丹麦、美国、爱尔兰和苏格兰，以及南美、亚洲和非洲地区的国家，包括高收入亚洲国家，如日本和韩国，乳腺癌发病率增加[7]。资本主义和女性在工业部门所占比例的增长导致了乳腺癌风险因素的普遍存在。乳腺癌在撒哈拉以南非洲地区的死亡率和发病率也在1990年代中期到2010年代中期急剧上升，尤其是在马拉维、尼日利亚和塞舌尔[8]。东开普和津巴布韦的乳腺癌发病率迅速上升，反映出其薄弱的卫生基础设施和较差的生存结果，因为大多数乳腺癌病例都是在晚期报告的，预后不确定。

在乳腺癌检测中，乳腺X线摄影是乳腺癌病例的黄金标准，尤其是对于40多岁的女性。然而，由于对年轻女性的诊断技术的不足，其他技术被开发出来以适应20多岁至30多岁的女性[3]。最近各种技术的发展使得生物过程的测量更加容易，例如评估

基因表达，分子生物学和细胞生物化学使用数字方法，断层摄影，CAD，纳米颗粒和其他方法，如放射性核素方法，导致检测到不使用体内方法和直接使用辐射接触的乳腺肿瘤 [9]。除了考虑未来的方法来检测乳腺癌，希望能够产生更及时准确的诊断，如呼吸生物检查，乳导管镜检查，头发的X射线衍射，HER2测试，磁共振弹性成像和光学成像 [10]。癌症的严重程度和阶段决定了全身化疗，内分泌治疗或HER2定向治疗。在处理早期乳腺癌时，治疗将侧重于患者的ER，PR和HER2状态，而对于晚期乳腺癌，受体状态和转移部位的位置是重点 [11]。

## 1.3 肺癌的流行病学、检测和管理

肺癌或支气管癌是从肺实质或支气管内部开始的异常生长[12]。根据国际癌症研究机构的数据，2020年全球肺癌被估计为第三大最常见的癌症[12]。在5年内，肺癌的患病率已经达到了约260万例。此外，肺癌的死亡率是所有癌症中最高的，全球估计有180万例病例[12]。一般来说，肺癌的发病率在男性中占主导地位，并在女性中排名第三[12]。全球范围内，中国是肺癌病例最多的国家，其次是美国和印度[1]。

肺癌的分类可以根据组织学的角度进行区分，如非小细胞肺癌（NSCLC）和小细胞肺癌（SCLC） [13]。NSCLC是最常见的肺癌类型，占总病例的50%以上[14]。此外，肺癌筛查可以在手术选择可行的情况下提供早期检测的确切结果[15]。最近，国家肺癌筛查试验（NLST）对先进的筛查方法进行了研究，结果发现在高风险人群中，使用低剂量螺旋CT（LDCT）进行筛查与常规筛查方法胸部X射线相比，可以降低肺癌的死亡率[16]。

在治疗和管理肺癌时，根据癌症的分期和分类进行程序。在非小细胞肺癌I、II和III期，切除肺叶或肺切除术并进行纵隔淋巴结采样，随后进行辅助或非辅助化疗是首选标准。然而，在IV期，目前的治疗更加注重治疗症状和改善生存，认为该病情是不可治愈的。除了手术和化疗，还提出了先进的方法，如靶向治疗和免疫治疗

用于非小细胞肺癌病例。小细胞肺癌的治疗诊断与非小细胞肺癌类似；然而，不同之处在于所使用的化疗药物类型[12]。

## 1.4 口腔癌的流行病学、检测和管理

口腔癌集体指唇部和口腔腔内的癌症，包括唇部、舌头、口腔、口腔底和腭[17]。90%的口腔癌起源于口腔鳞状细胞癌（OSCC）[18]。其他口腔腔内癌包括唾液腺恶性肿瘤、肉瘤、恶性牙源性肿瘤、黑色素瘤和淋巴瘤。

存活率在各个国家之间存在差异，并且取决于诊断的阶段；在高人类发展指数国家，预后比低人类发展指数国家要好[4]。

全球癌症统计数据估计，在185个国家中，2020年36种癌症的发病率和死亡率为377,713例，占有癌症部位的2.0%，记录了177,757例新死亡病例[4, 17]。与2018年的估计相比，统计数据显示发病率和死亡率有所增加[19]，当时有355,000例新诊断病例和超过177,000例死亡病例。此外，在低人类发展指数国家，特别是南亚国家如印度、斯里兰卡和巴基斯坦以及美拉尼西亚（巴布亚新几内亚）的男性中，唇腭癌的发病率为每10.2万人中有10.2例，死亡率为每10.2万人中有5.7例[19]。这些国家的高发病率被归因于这些国家的槟榔嚼食习惯[19]。在人类发展指数较高的国家，如西欧和澳大利亚/新西兰，高发病率与吸烟、饮酒和人乳头瘤病毒感染有关，而唇癌与紫外线照射有关[19]。

口腔癌通常在晚期出现，癌症预防的早期诊断是治疗中的一个重要问题[20]。目前，口腔筛查关键的体征和症状可以改善患者的预后。口腔检查包括观察溃疡性病变、活动性牙齿、麻木或出血[21]。与非癌症区分的病变可以呈现为白色或有色、增生性或疣状[21]。6周后未愈合的拔牙窝也应考虑为可能的癌症[22]。清晰的病变先于恶性肿瘤，因此，早期识别和切除可以防止病变转化为恶性阶段[22]。

死亡率和发病率与社会经济因素、公众意识的缺乏和初级卫生保健的延迟有关[20]。然而，有必要通过筛查辅助工具来充分区分恶性和良性病变的视觉检查[21]。

为了改善诊断，基于纳米颗粒、DNA分析和唾液样本的蛋白质组学的组织荧光成像和光学相干断层扫描技术的生物传感器被提出作为工具[21]。然而，这些工具仍然有待发展

在临床试验中已经证实，活检和诊断测试结果之间的差异意味着这些工具在口腔癌的临床诊断中不够稳健、实用或经济。对早期口腔癌筛查计划的回顾报告称，视觉检查有助于降低高风险口腔癌患者的死亡率。相比之下，使用更先进的工具并没有降低死亡率[20]。

口腔癌的管理首先由牙医负责，他们通过彻底检查口腔腔内可以检测到癌前病变和早期口腔癌，在治疗之前 [23]。一旦发现病变，应该转诊给参与头颈肿瘤治疗的口腔颌面外科医生 [23]。组织进行活检，进行组织病理学分析，然后进行放射学扫描以确定肿瘤的分期。CT扫描、MRI、超声和正电子发射断层扫描（PET）是常用的影像工具用于评估。一旦确定了口腔癌的类型、分期和位置，就可以制定管理计划 [23]。

口腔癌的初级治疗是手术切除原发肿瘤，根据肿瘤的分期和组织病理学评估，可能会随后进行放射治疗和化学治疗[24]。所有这些都伴随着术后护理，旨在优化营养，恢复肺部、口腔和呼吸功能，并预防进一步的并发症[23]。成功应用这些步骤，从手术到术后护理，对患者的成功结果至关重要。

治疗后，牙医恢复了在患者身上对复发或新病变的例行监测的角色，以及对患者术后治疗和口腔癌的其他功能和美观影响的管理[23]。

总之，口腔癌的发病率和死亡率在过去两年中有所增加，特别是影响低人类发展指数国家，由于诊断不足导致早期干预不及时。预防口腔癌需要了解不同国家的风险因素，这些风险因素与该国/地区的生活方式和规范有关。口腔癌的早期检测发生在牙医那里，通过评估口腔腔内的异常病变和持续性伤口，然后进行诊断。手术是正常的治疗途径，随后是放射治疗和化学治疗。最后，术后护理在患者成功恢复正常生活中起着重要作用。

## 1.5 皮肤癌的流行病学、检测和管理

根据世界卫生组织的数据，包括结节性黑素瘤、表浅扩展性黑素瘤、肢端黑素瘤和黑素瘤恶性黑素瘤在内，共报告了324,635例新病例 [1]。欧洲报告的发病率最高，其次是北美和亚洲。与此同时，欧洲报告的死亡率最高，其次是亚洲。男性的新病例数高于女性，分别为173,844例和150,791例。与此同时，

男性的死亡率也高于女性，整个案例报告中分别有32,385例和24,658例死亡案例。

大多数癌症病例属于非黑色素瘤类别，如鳞状细胞癌、基底细胞癌和皮脂腺癌[25]。

2020年报告了1,198,078例非黑色素瘤皮肤癌病例，男性的发病率高于女性[1]。同样，男性由于非黑色素瘤皮肤癌的死亡率高于女性，报告的死亡案例分别为37,596例和26,135例。北美地区的病例发病率最高，为586,575例，其次是欧洲和亚洲。与此同时，亚洲的死亡案例报告最高，为27,765例，其次是欧洲和非洲。早期诊断对皮肤癌的管理至关重要[25]。皮肤癌的症状包括皮肤颜色变淡、溃疡和痣的增大[26]。活检方法是一种从疑似皮肤病变处取

样进行医学检查的常见方法，用于检测皮肤癌。这个过程缓慢、痛苦且耗时。

## 1.6 结论

总之，由于癌症的死亡病例，特别是乳腺癌、肺癌和口腔癌，在全球范围内仍然很高，因此迫切需要引入机器学习来早期检测癌症。

## 参考文献

1. 世界卫生组织（WHO）（2022年）2020年全球卫生估计：按原因、年龄、性别、国家和地区、2000年至2019年的死亡人数。世界卫生组织；2020年。访问日期：2022年10月15日。 <https://gco.iarc.fr/today/fact-sheets-cancers>
2. Siegel RL, Miller KD, Fuchs HE, Jemal A（2021年）癌症统计，2021年。CA：癌症杂志 71（1）：7–33。 <https://doi.org/10.3322/caac.21654>
3. Bhushan A, Gonsalves A, Menon JU（2021年）乳腺癌诊断、治疗和治疗状态。制药学13（5）：1–24。 <https://doi.org/10.3390/pharmaceutics130507234>. Sung H, Ferlay J, Siegel RL, Laversanne M, Soerjomataram I, Jemal A, Bray F（2021年）全球癌症统计2020年：GLOBOCAN估计全球185个国家36种癌症的发病率和死亡率。CA：癌症杂志 71（3）：209–249。 <https://doi.org/10.3322/caac.21660>
5. Porter P（2008）西方化妇女患乳腺癌的风险。N Engl J Med 358（1）：213–216
6. Heer E, Harper A, Escandor N, Sung H, McCormack V, Fidler-Benaoudia MM（2020）青春期前和青春后期乳腺癌的全球负担和趋势：一项基于人口的研究。Lancet Glob Health 8（8）：e1027–e1037。 [https://doi.org/10.1016/S2214-109X\(20\)30215-1](https://doi.org/10.1016/S2214-109X(20)30215-1)
7. Bray F, McCarron P, Parkin DM（2004）女性乳腺癌发病率和死亡率的全球变化模式。Breast Cancer Res 6（6）：229–239。 <https://doi.org/10.1186/bcr932>



8. Joko-Fru WY, Jedy-Agba E, Korir A, Ogunbiyi O, Dzamalala CP, Chokunonga E, Wabinga H, Manraj S, Finesse A, Somdyala N, Liu B, McGale P, Jemal A, Bray F, Parkin DM (2020) 撒哈拉以南非洲乳腺癌的流行病学演变：来自非洲癌症注册网络的结果。 *Int J Cancer* 147 (8) : 2131–2141。 <https://doi.org/10.1002/ijc.330149>. Mishra J, Kumar B, Targhotra M, Sahoo PK (2020) 乳腺癌诊断的先进和未来的方法。 *Future J Pharm Sci* 6 (1) 。 <https://doi.org/10.1186/s43094-020-00113-210>. Mambou SJ, Maresova P, Krejcar O, Selamat A, Kuca K (2018) 使用红外热成像和深度学习模型进行乳腺癌检测。 *Sensors (Switzerland)* , 18 (9) 。 <https://doi.org/10.3390/s18092799>
11. Stanisławek A (2021年) 乳腺癌-流行病学、危险因素、分类、预后标志物和当前治疗策略-一项更新的综述。 1-30
12. Siddiqui F, Siddiqui AH (2021年) 肺癌-StatPearls-NCBI图书馆。 StatPearls 出版社。 检索自 [https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK482357/?report=reader#\\_NBK482357\\_pubdet\\_](https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK482357/?report=reader#_NBK482357_pubdet_)
13. Schabath MB, Cote ML (2019年) 癌症进展与优先事项：肺癌。 癌症流行病学生物标记预防 28 (10) : 1563-1579。 <https://doi.org/10.1158/1055-9965.EPI-19-022114>. Rami-Porta R, Bolejack V, Giroux DJ, Chansky K, Crowley J, Asamura H, Goldstraw P (2014年) IASLC肺癌分期项目：新数据库用于第八版TNM肺癌分期分类。 *J Thorac Oncol* 9 (11) : 1618-1624。 <https://doi.org/10.1097/JTO.0000000000000334>
15. Aberle DR, Adams AM, Berg CD, Black WC, Clapp JD, Fagerstrom RM, Sick JD (2011) 低剂量计算机断层扫描筛查可降低肺癌死亡率。 *N Engl J Med* 365(5):395–409。 <https://doi.org/10.1056/NEJMoa1102873>
16. Schabath MB, Massion PP, Thompson ZJ, Eschrich SA, Balagurunathan Y, Goldof D, Gillies RJ (2016) CT肺癌筛查试验中患者结果的差异：患病率、间隔和筛查检测到的肺癌。
17. Miranda-Filho A, Bray F (2020) 唇、舌和口腔癌的全球模式和趋势。 *Oral Oncol* 102:104551
18. El-Naggar AK, Chan JKC, Grandis JR, Takata T, Slootweg PJ (2017) 头颈部肿瘤的WHO分类
19. Bray F, Ferlay J, Soerjomataram I, Siegel RL, Torre LA, Jemal A (2018) 全球癌症统计数据2018年：GLOBOCAN估计全球185个国家36种癌症的发病率和死亡率。 *CA: A Cancer J Clin* 68(6): 394–424
20. Brocklehurst P, Kujan O, O'Malley LA, Ogden G, Shepherd S, Glenny AM (2013) 口腔癌的早期检测和预防筛查计划。 *Cochrane数据库系统综述*, (11)
21. Chakraborty D, Natarajan C, Mukherjee A (2019) 口腔癌检测的进展。 *Adv Clin Chem* 91:181–200
22. Wong TSC, Wiesenfeld D (2018) 口腔癌。 *澳大利亚牙科杂志* 63: S91–S99
23. Gupta NK, Mahajan M, Hore A (2019) 口腔癌亚位点的管理策略。 在 口腔癌的预防、检测和管理中。 IntechOpen
24. Carneiro-Neto JN (2017) 化疗和/或放疗口腔癌并发症管理方案：系统综述和荟萃分析 现行医学口腔病理学口腔Y. *Cir Bucal* 22 (1) : e15
25. Dildar M, Akram S, Irfan M, Khan HU, Ramzan M, Mahmood AR, Mahnashi MH (2021) 皮肤癌检测：使用深度学习技术的综述。 *环境研究公共卫生* 18(10):5479
26. Qadir MI (2016) 皮肤癌：病因和管理。 *巴基斯坦药学科学杂志* 29 (3)

## 第二章

# 基于VGG16特征的转移学习评估 用于口腔鳞状细胞癌(OSCC)的诊断



**摘要**口腔鳞状细胞癌(OSCC)是口腔癌中最常见的类型。及早发现这种癌症可以提高患者的生存率83%。本章将探讨基于特征的转移学习模型,即VGG16与不同类型的传统机器学习模型(如支持向量机(SVM),随机森林以及 $k$ 最近邻( $k$ NN))的结合,作为识别OSCC的手段。总共有990个均匀分布的正常和OSCC组织病理图像,按照60:20:20的比例进行训练、测试和验证。研究记录了通过VGG16-RF流水线获得的93%的测试准确率。因此,所提出的架构适合部署为基于人工智能的计算机辅助诊断系统,从而帮助临床医生识别OSCC。

关键词 计算机辅助诊断 · 迁移学习 · 口腔癌 · OSCC

## 2.1 引言

据报道,口腔癌在不同类型的癌症中发生率排名第六[1]。对这种癌症的早期检测不足导致了高死亡率。值得注意的是,口腔鳞状细胞癌(OSCC)占口腔癌病例的90%以上。往往吸烟和饮酒被认为是OSCC的主要原因[2]。正如前面所提到的,早期检测可以让患者寻求延长生命的治疗。传统的肿瘤学家诊断此类疾病的方法相当费时费力,然而,借助人工智能驱动的计算机辅助诊断(CAD),上述困境可以得到缓解。研究人员开发了不同的深度学习架构来诊断口腔癌,特别是OSCC的正常和恶性特征。Palaskar等人[3]比较了不同的迁移学习模型,包括ResNet50、InceptionV3和MobileNet与两个传统的卷积神经网络(CNN)模型,分别称为大型CNN和小型CNN,在诊断组织病理学OSCC图像方面的效果。不同的采样技术

研究了处理不平衡数据集的方法。研究结果显示, InceptionV3迁移学习模型能够更好地对比其他评估模型进行分类, 多站点测试结果为83.66%。

在最近的一项研究中, Amin等人[4]调查了连接不同的迁移学习模型, 即VGG16、InceptionV3和ResNet50, 并将其与各自的模型进行比较, 在分类OSCC时的效果。该研究使用了由Palaskar等人使用的与Rahman等人[5]发表的类似数据集。因此, 由于数据集不平衡, 作者通过过采样对其进行了增强。共使用了120张图像作为测试数据集, 并且研究结果显示, 连接的流程优于各个模型。

Abdul Rauf等人[6]评估了InceptionV3转移学习模型作为特征提取器, 在使用支持向量机(SVM)、 $k$ 最近邻( $k$ NN)和随机森林(RF)分类器对OSCC图像进行分类时的性能。研究结果显示, InceptionV3-RF流水线在区分正常和OSCC类别时的测试分类准确率为91%, 表明所提出的架构具有吸引力。本章中, 通过考虑VGG16预训练的CNN模型, 并将其完全连接的层替换为SVM、 $k$ NN和RF分类器, 研究了一种基于特征的转移学习方法[7-9]在OSCC分类中的应用。

## 2.2 方法

本研究使用了Rahman等人[5]维护的开放存取库中的正常和OSCC组织的组织病理学图像。值得注意的是, 本研究使用了400 $\times$ 放大的图像集。该集合包含201个正常口腔图像和495个OSCC图像。由于数据集的不平衡性, 正常图像被过采样以使其与OSCC图像的总数相等, 因此本研究使用了总共990个图像。图2.1显示了两类图像的样本。本研究中提出的架构与典型的转移学习流水线不同, 即将完全连接的层与传统的机器学习模型[10, 11]交换。然后, 将VGG16预训练的CNN模型的特征输入到SVM、 $k$ NN和RF分类器中, 其超参数设置为scikit-learn库的默认值。分析使用Python IDE进行, 即Spyder 3.3.6, 以及其关联的Keras 2.3.1和TensorFlow 1.14.0库来调用VGG16模型。通过分类准确率和混淆矩阵评估流水线的性能。

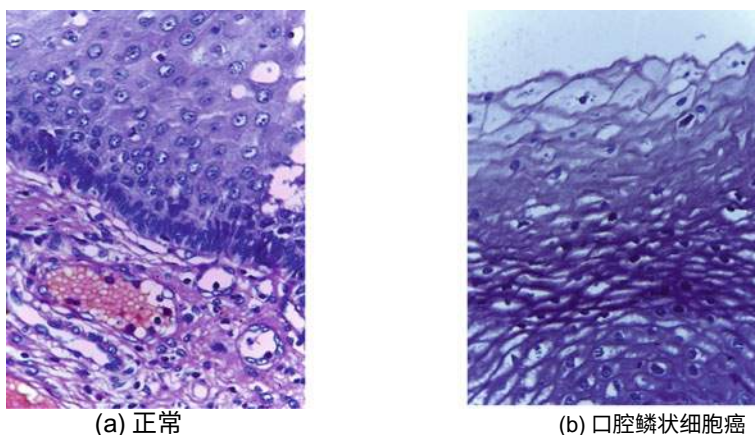


图2.1 组织病理学图像，(a) 正常组织，(b) 口腔鳞状细胞癌组织

## 2.3 结果与讨论

评估的流水线性能如图2.2所示。显然，VGG16-RF流水线在所有数据集上的性能优于其他评估的流水线。VGG16-SVM流水线的性能相当不错，测试准确率降低了3%。VGG16- $k$ NN流水线的性能最差，这表明默认的  $k$ NN分类器无法很好地区分VGG16模型从组织病理学图像中提取的特征。从InceptionV3模型提取的特征中，[6]中也报告了与  $k$ NN模型类似的观察结果。评估的测试数据集的混淆矩阵如图2.3所示。正常和口腔鳞状细胞癌类别分别表示为0和1。可以看到，在所有流水线中，N类别没有发生错误分类。可以看到，基于RF的流水线只将五个正常组织诊断为口腔鳞状细胞癌，而SVM和RF流水线将六个口腔鳞状细胞癌错误诊断为正常。考虑到错误分类的比例很小，如果部署，提议的流水线可以显著促进口腔鳞状细胞癌的诊断。

## 2.4 结论

本章展示了所提出的架构能够相当好地区分正常和恶性口腔组织的类别，特别是VGG16-RF流程。这种模型的部署可以帮助肿瘤学家诊断口腔鳞状细胞癌，这无疑是最常见的口腔癌之一。

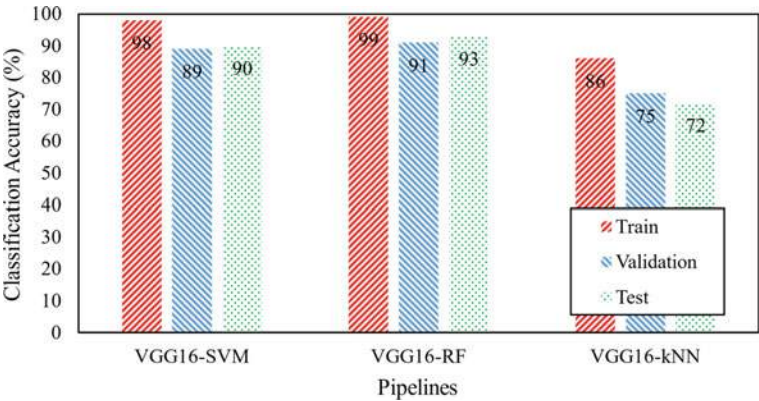


图2.2 不同VGG16流程的分类准确性表现

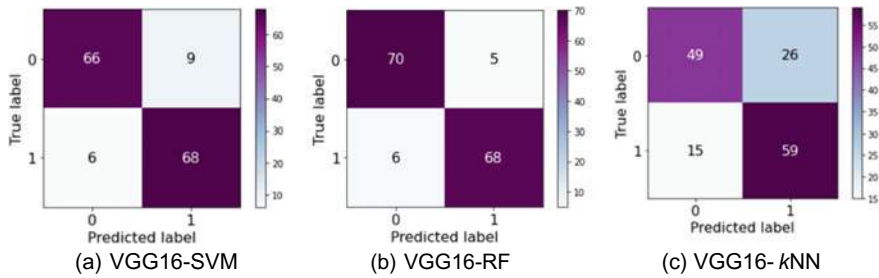


图2.3 流程在测试数据集上的混淆矩阵

参考文献

1. Warnakulasuriya S (2009) 口腔和咽喉癌的全球流行病学。口腔肿瘤学 45:309–316. <https://doi.org/10.1016/j.oraloncology.2008.06.002>

2. Hung LC, Kung PT, Lung CH, Tsai MH, Liu SA, Chiu LT, Huang KH, Tsai WC (2020)评估高风险人群口腔癌发病风险并建立口腔癌发病预测模型：台湾基于人群的队列研究。国际环境研究与公共卫生17.<https://doi.org/10.3390/ijerph17020665>

3. Palaskar R, Vyas R, Khedekar V, Palaskar S, Sahu P (2020) 使用显微镜图像进行口腔癌检测的迁移学习。arXiv Prepr arXiv201111610

4. Amin I, Zamir H, Khan FF (2021) 使用串联深度学习模型进行口腔鳞状细胞癌分类的组织病理学图像分析。medRxiv5. Rahman TY, Mahanta LB, Das AK, Sarma JD (2020) 用于口腔癌分析的组织病理学图像数据库。Data Br 29:105114 . <https://doi.org/10.1016/j.dib.2020.105114>. Abdul Rauf AR, Mohd Isa WH, Khairuddin IM, Mohd Razman MA, Arzmi MH, P. P. AbdulMajeed A (2022) 通过迁移学习对口腔鳞状细胞癌 (OSCC) 进行分类。Lect Notes Networks Syst 429 LNNS:386–391.[https://doi.org/10.1007/978-3-030-97672-9\\_34/FIGURES/5](https://doi.org/10.1007/978-3-030-97672-9_34/FIGURES/5)

7. Mohamed Ismail AH, Mohd Razman MA, Mohd Khairuddin I, Musa RM, Abdul Majeed APP (2021年) 通过X射线图像的迁移学习诊断COVID-19。在：国际控制、自动化和系统会议。第592-595页
8. Noor FNM, Isa WHM, Majeed APPA (2020年) 通过传统机器学习流程的迁移学习诊断糖尿病视网膜病变。MEKATRONIKA 2: 62-679.
- Mat Jizat JA, Abdul Majeed APP, Ab. Nasir AF, Taha Z, Yuen E, Lim SX, (2022年) 评估晶圆缺陷分类中的迁移学习模型。Lect Notes Electr Eng 730: 873-881
10. Abdullah MA, Ibrahim MAR, Shapiee MNA, Zakaria MA, Razman MAM, Musa RM, Osman NAA, Majeed APPA (2021年) 通过迁移学习管道对滑板技巧进行分类。PeerJ Comput Sci 7: e680
11. Noor FNM, Mohd Isa WH, Khairuddin IM, Razman MAM, Jizat JAM, Nasir AFA, Musa RM, P. P. Abdul Majeed A (2021年) 糖尿病视网膜病变的诊断：一种支持向量机迁移学习方法。Adv Intell Syst Comput 1350 AISC: 391-398

## 第3章

# 乳腺癌的分类：超参数优化对基于特征的迁移学习流程的有效性的影响



**摘要** 乳腺癌是全球妇女死亡的主要原因。早期检测此类癌症可以使患者接受医疗关注，从而增加其生存机会。本研究试图调查超参数优化对乳腺癌分类效果的影响。共有1080张良性和恶性乳腺肿瘤的组织病理学图像，按照70:15:15的比例进行训练、测试和验证。这些图像分别通过两种基于特征的迁移学习流程进行评估，即MobileNet-VanillaSVM和MobileNet-OptimisedSVM。通过本研究证明，优化SVM模型的超参数确实提高了流程识别肿瘤类别的能力。

**关键词** 计算机辅助诊断 · 迁移学习 · 乳腺癌 · MobileNet · 超参数优化

## 3.1 引言

自动计算机辅助诊断（CAD）的应用对于拥抱精准医学是非常重要的[1]。《世界癌症报告》指出，乳腺癌是妇女死亡和发病率最高的原因[2]。

然而，早期发现可以为患者提供寻求适当医疗治疗的途径。通过病理学家对组织病理学图像进行传统的癌症检测被认为是费力且容易误诊的[3]。因此，研究人员采用了不同的方法来解决这个问题，并且随着人工智能的出现，深度学习技术的使用引起了广泛关注。

韩等人[4]采用了结构化的深度学习模型对组织病理学图像进行多分类。该研究使用了BreakHis和BreakHis with augmentation数据集，研究了八类乳腺癌。据报道，验证和测试数据集使用了真实的住院患者数据。从研究中可以看出，基于类结构的深度卷积神经网络（CSDCNN）可以实现



与其他模型相比，在图像级别和患者级别上都具有可观的准确性。

Yadavendra和Chad [5]对比了不同的经典机器学习模型和CNN在分类良性和恶性乳腺癌肿瘤方面的表现。

该研究使用了浸润性导管癌（IDC）组织病理学数据集。

采用欠采样技术来缓解不平衡的数据集。因此，根据60:20:20的比例，将78,786个良性和恶性肿瘤均匀分配给训练、验证和测试。结果显示，基于Xception的CNN模型在对比其他模型的分类上表现良好。

Khan等人[6]比较了GooLeNet、VGGNet和ResNet与一个提出的网络在乳腺细胞学图像分类中的效果。该数据集包含8000张图像，其中一部分来自BreastKHis数据集，另一部分来自巴基斯坦Peshwar的LRH医院的本地数据集。测试和训练采用了75:25的比例。研究结果显示，所提出的框架在将良性和恶性类别进行分类时能够获得更好的准确性，而独立的流程则无法达到这一效果。

Saber等人[7]研究了不同的预训练卷积神经网络（CNN）模型，包括Inception V3、Inception-V2 ResNet、VGG16、VGG19和ResNet50，在乳腺X线摄影图像分析学会（MIAS）数据集中对良性（B）、恶性（M）和正常（N）三类进行分类。该数据集包含61张B类图像，52张M类图像和209张N类图像。采用80:20的留出法和十折交叉验证技术来开发和评估迁移学习流程。研究结果显示，基于VGG16的流程在两种交叉验证技术中都优于其他流程。

从上述文献中可以观察到，深度学习技术在乳腺癌诊断方面具有相当大的吸引力。在本章中，通过考虑默认或原始支持向量机（SVM）分类器和优化的SVM，即将SVM模型的超参数优化为其在良性和恶性乳腺癌分类中的能力，评估了基于特征的迁移学习流程[8, 9]，特别是使用MobileNet。

## 3.2 方法

在本研究中，使用了Spanhol等人策划的BreastKHis 400X数据集[10]。良性（B）和恶性（M）乳腺肿瘤的显微活检图像被欠采样，以使每个类别均有540个样本。

图3.1显示了每个类别的样本图像。该数据集进一步按照70:15:15的比例划分为训练、测试和验证集。值得注意的是，在预训练的CNN模型中，完全连接层被替换为支持向量机（SVM）分类器。在本研究中，使用MobileNet预训练的CNN模型从中提取信息。



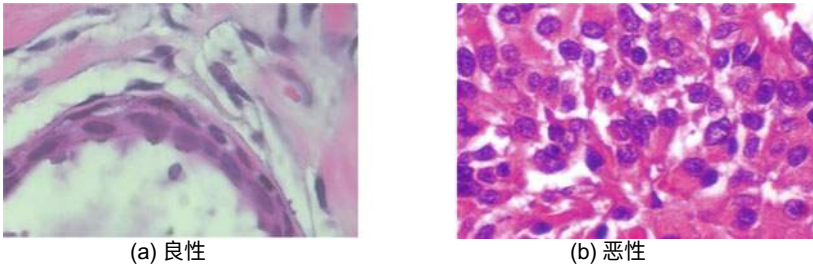


图3.1 乳腺癌组织病理图像分类

图像。然后将其输入到默认的SVM模型中，该模型的超参数未进行优化（使用scikit-learn库的默认超参数）以对B和M类进行分类。为了研究超参数优化的效果，将特征输入到经过优化的SVM模型中，其中核函数在线性、三次多项式和径向基函数之间变化，而正则化参数C在0.01到100之间以十倍间隔变化。使用五倍交叉验证的网格搜索技术用于确定最佳超参数[11]。通过分类准确率和混淆矩阵比较了“原始”SVM和优化的SVM的性能。

使用Python IDE（即Spyder 3.3.6）以及其附带的Keras和TensorFlow库进行了分析。

### 3.3 结果与讨论

不同的MoblieNet管道的性能如图3.2所示。可以看到通过优化SVM模型的超参数，训练和测试数据集的分类准确性都得到了提高。通过网格搜索技术获得的C值为0.01的线性核被认为提供了更好的性能。然而，值得注意的是，轻量级的MobileNet也能从组织病理学图像中提取适当的特征用于评估分类器。

在测试数据集上评估的管道的混淆矩阵如图3.3所示。B类和M类分别表示为0和1。通过优化SVM的超参数，B被错误分类为M的情况得到了减少。

值得注意的是，只有三个超参数中的两个被改变；因此，通过改变gamma参数可以进一步改进管道。然而，值得一提的是，经过审慎调查后，所提出的框架可以进一步促进CAD作为精准医学工具的采用。

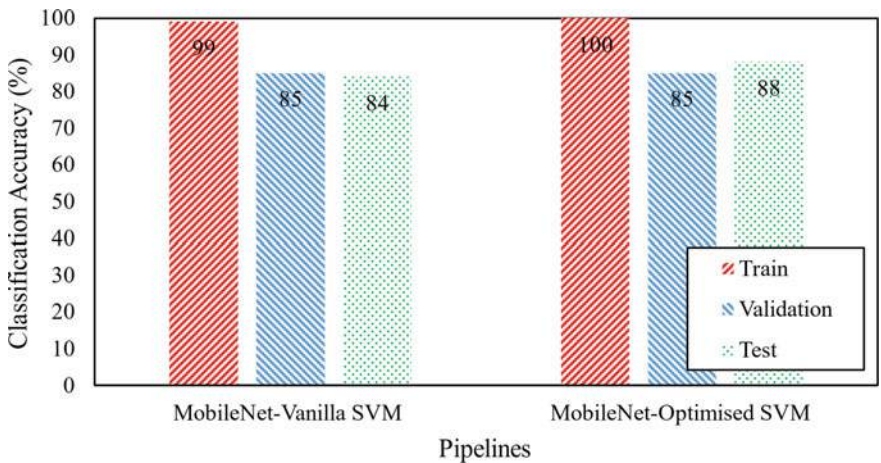


图3.2 通过分类准确率评估了不同MobileNet管道的性能

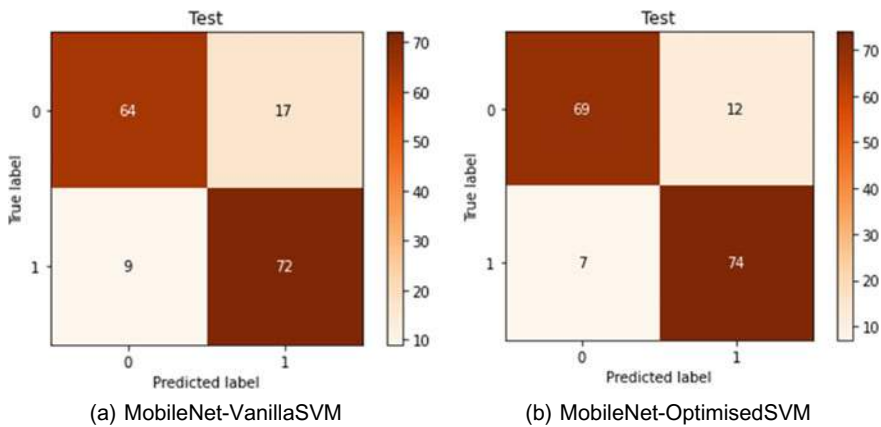


图3.3 评估管道在测试数据集上的混淆矩阵

### 3.4 结论

研究表明，通过优化交换的完全连接分类器的超参数，可以进一步提高给定迁移学习管道的准确性。改进后，提出的框架可以帮助病理学家判断乳腺癌的恶性程度。

## 参考文献

1. Collins FS, Varmus H (2015) 精准医学的新倡议。N Engl J Med 372 (9) : 793–795。 <https://doi.org/10.1056/nejmp1500523>
2. Singh S, Kumar R (2022) 使用深度内嵌和残差块从组织病理学图像中检测乳腺癌。Multimed Tools Appl 81: 5849–5865。 <https://doi.org/10.1007/S11042-021-11775-2>
3. 王P, 胡X, 李Y, 刘Q, 朱X (2016年) 乳腺癌组织病理学图像的自动细胞核分割和分类。信号处理122: 1-13。 <https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2015.11.011>
4. 韩Z, 魏B, 郑Y, 尹Y, 李K, 李S (2017年) 结构化深度学习模型的乳腺癌多分类从组织病理学图像。科学报告2017年7月1日7:1-10。 <https://doi.org/10.1038/s41598-017-04075-z>
5. 钱德S (2020年) 经典机器学习方法和深度学习方法对乳腺癌肿瘤分类的比较研究。机器视觉应用31: 1-10
6. 汗SU, 伊斯兰N, 詹Z, 乌丁I, 罗德里格斯JJPC (2019年) 基于迁移学习的乳腺癌检测和分类的新型深度学习框架。模式识别信函125: 1-6。 <https://doi.org/10.1016/J.PATREC.2019.03.022>
7. Saber A, Sakr M, Abo-Seida OM, Keshk A, Chen H (2021) 使用迁移学习技术的乳腺癌自动检测和分类的新型深度学习模型。IEEE Access 9:71194–71209
8. Kumar JLM, Rashid M, Musa RM, Razman MAM, Sulaiman N, Jailani R, Abdul Majeed APP (2021) 基于CWT-迁移学习流水线的EEG眨眼信号分类。ICT Express。 <https://doi.org/10.1016/j.ict.2021.01.004>
9. Mahendra Kumar JL, Rashid M, Muazu Musa R, Mohd Razman MA, Sulaiman N, JailaniR, P. Abdul Majeed A, (2021) 基于EEG的眨眼信号分类：迁移学习和随机森林流水线。PeerJ 9:e11182。 <https://doi.org/10.7717/peerj.11182>
10. Spanhol FA, Oliveira LS, Petitjean C, Heutte L (2016) 用于乳腺癌组织病理图像分类的数据集。IEEE Trans Biomed Eng (TBM E) 63:1455–1462。 <https://doi.org/10.1109/tbme.2015.2496264>
11. Abdullah MA, Ibrahim MAR, Shapiee MNA, Zakaria MA, Razman MAM, Musa RM, OsmanNAA, Majeed APPA (2021) 通过迁移学习管道对滑板技巧进行分类。Peer J Comput Sci 7: e680

# 第4章

## 肺癌的分类： 基于DenseNet特征的迁移 学习评估



摘要本研究使用一类深度学习方法对非小细胞肺癌进行分类。共有400个肺癌的计算机断层扫描（CT）图像被分为正常、大细胞癌、腺癌和鳞状细胞癌，按照70:15:15的比例进行训练、测试和验证。图像在不同的DenseNet-Support Vector Machine（SVM）管道上进行评估，即DenseNet121-SVM、DenseNet169-SVM和DenseNet201-SVM。从本次调查结果可以看出，DenseNet121-SVM管道能够获得87%的测试分类准确率。

因此，可以证明所提出的架构能够合理地分类非小细胞肺癌的不同变异，并且可以进一步帮助临床医生诊断肺癌。

关键词计算机辅助诊断 · 迁移学习 · 肺癌

### 4.1 引言

据报道，肺癌是全球各种癌症中致死率第三高的疾病[1]。此外，被动吸烟者和主动吸烟者约占癌症患者的90%[2]。通常情况下，患者被诊断为晚期肺癌，即三期或四期。然而，早期发现可以为患者提供寻求医疗治疗的机会[3]。传统的诊断方法需要医生查看计算机断层扫描（CT）图像。然而，这种粗糙的方法费时费力且容易误诊。由于计算技术和人工智能的进步，特别是深度学习，通过计算机辅助诊断（CAD）可以避免上述问题。研究人员大多尝试利用不同的深度学习架构来诊断肺癌。

Apos-tolopoulos等人通过一种变种的预训练卷积神经网络（CNN）模型研究了孤立性肺结节（SPN）的诊断[4]。由增强和合并的四个不同数据集组成

评估了两类结节，即良性和恶性结节。该研究采用了十折交叉验证技术。研究结果表明，VGG16作为特征提取器，完全连接层连接到Softmax激活函数，对所有数据集而言，其分类准确率最高，超过其他评估模型。

Ashhar等人[2]研究了不同的预训练CNN模型，包括GoogleNet、SqueezeNet、DenseNet、ShuffleNet和MobileNetV2，以将基于CT的肺肿瘤图像分为恶性和良性类别。数据集来自肺图像数据库联盟（LIDC-IDRI），包括1423个恶性图像和223个良性图像。数据集被分为70%用于训练，30%用于测试。研究表明，通过GoogleNet可以实现94.53%的训练准确率来区分这两个类别。

通过预训练的CNN模型（VGG16、VGG19和Xception），Humayun等人[1]对肺癌进行了分类。从伊拉克肿瘤教学医院/国家癌症中心（IQ-OTH/NCCD）获得了一个自定义数据集，分为正常、良性和恶性三类。将数据集的75%作为训练集，25%作为测试集。报告了VGG 16、VGG 19和Xception管道的测试准确率分别为83.39%、80.97%和89.68%，表明可以较好地地区分这些类别。

Bebas等人研究了不同的机器学习模型，包括支持向量机（SVM）、k最近邻（kNN）、朴素贝叶斯（NB）、分类和回归树（CART）、随机森林（RF）和深度学习架构，用于分类腺癌和鳞状细胞癌[5]。特征是从不同的图像直方图分析中提取的，例如方向梯度直方图（HOG）等。研究结果表明，HOG-SVM流水线表现出最佳性能，分类准确率为75.48%。从简要的文献报道中可以看出，机器学习和深度学习在计算机辅助诊断方面产生了一定的积极影响。在本研究中，采用基于特征的迁移学习方法[6,7]，特别是

利用不同的DenseNet模型，如DenseNet121、DenseNet169和DenseNet201，评估其在非小细胞肺癌（如腺癌、鳞状细胞癌和大细胞癌）分类中的有效性。

## 4.2 方法

数据集来自开放存取库，即Kaggle [8]。共有400个肺癌计算机断层扫描（CT）图像被划分为正常（N）、大细胞癌（LCC）、腺癌（A）和鳞状细胞癌（SCC）。上述类别的CT图像如图1a至1d所示。值得注意的是，为了对癌症类型进行平等表示，进行了欠采样。这是一个非常重要的问题，特别是在减轻数据的过拟合和偏倚表示方面。

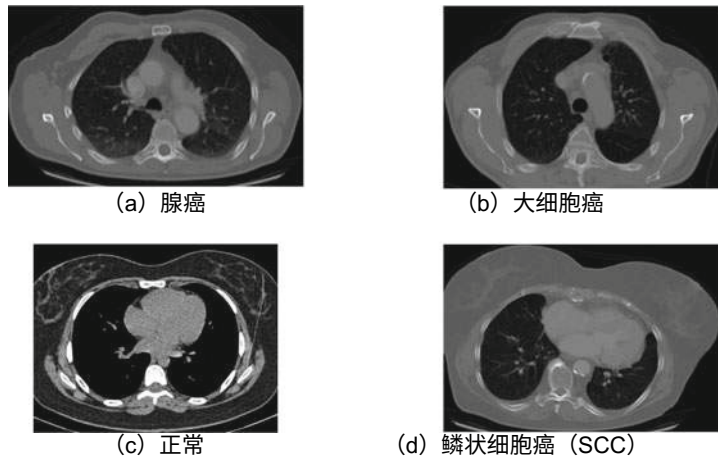


图4.1 不同的肺癌分类

数据的潜在过拟合和偏倚表示是一个潜在的问题。数据集按照70:15:15的比例划分为训练、测试和验证集。在本研究中，采用了DenseNet系列，即DenseNet121、DenseNet169和DenseNet201，从基于CT的图像中提取特征。值得注意的是，本研究中提出的架构与传统的卷积神经网络（CNN）模型不同，即将全连接层替换为传统的机器学习模型[9, 10]。

然后将这些特征输入到支持向量机（SVM）分类器中，其超参数使用了scikit-learn库中的默认值。分析是使用Python集成开发环境（IDE）进行的，即Spyder 3.3.6，以及其相关的Keras和TensorFlow库。通过分类准确率以及精确率、召回率和F1分数的宏平均来评估管道的性能。

### 4.3 结果与讨论

图4.2显示了评估管道的性能。可以看出，DenseNet121-SVM管道在训练、验证和测试数据集上的准确性要优于其他两个评估管道。尽管DenseNet201-SVM管道表现出相等的测试分类准确率，但验证准确率相对较低，这表明该管道不如DenseNet121-SVM管道稳健。从本研究可以明显看出，与其他两个DenseNet模型相比，DenseNet121模型能更好地提取CT图像的特征。

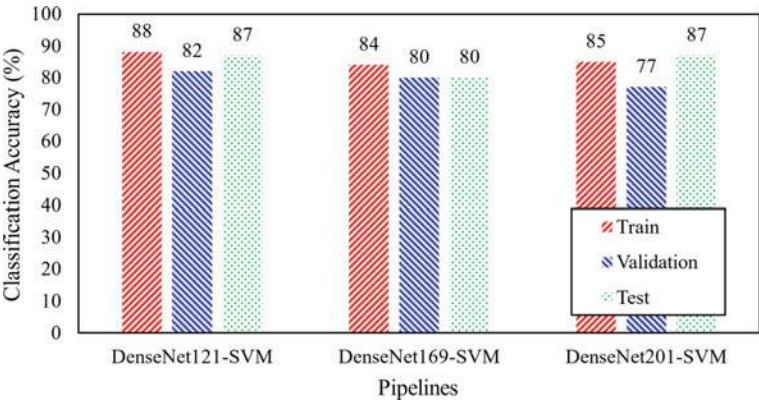


图4.2不同DenseNet管道的性能评估，以分类准确率为指标

表4.1列出了验证数据集中管道的宏平均精确度、召回率和F1分数 从性能指标可以明显看出，DenseNet121-SVM管道比其他评估的管道要优秀得多 图4.3显示了评估管道在测试数据集上的混淆矩阵，其中类别A、LCC、N和SCC分别表示为0、1、2和3 可以看出，在所有管道中，N类别没有发生错误分类，而DenseNet121和DenseNet201-SVM管道只发生了一次A类别的错误分类 DenseNet121-SVM管道对LCC的分类更好 显然，这个类别在所有管道中都发生了错误分类，并且经常与A类别混淆。SCC被错误分类为A的情况也很明显 然而，值得再次强调的是，在癌症和非癌症类别之间没有发生错误分类，这对于计算机辅助诊断来说是非常重要的，这将减轻放射科医生和临床医生的负担

表4.1 验证数据集上的其他性能指标

流水线	性能指标（%）		
	精确度	召回率	F1得分
DenseNet121-SVM	83	82	82
DenseNet169-SVM	84	80	80
DenseNet201-SVM	83	77	76



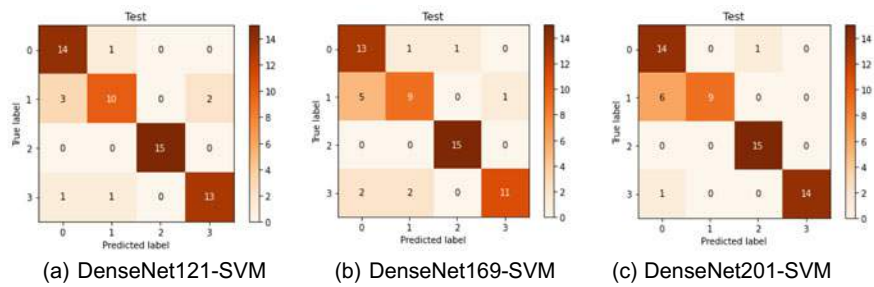


图4.3 测试数据集上的混淆矩阵

4.4 结论

本研究表明，基于特征的迁移学习方法，特别是DenseNet121-SVM流水线，能够合理地区分肺癌的不同类别。提出的方法被认为适用于肺癌的诊断，并最终减轻临床医生，特别是放射科医生，在日常工作中的负担。

参考文献

1. Humayun M, Sujatha R, Almuayqil SN, Jhanjhi NZ (2022) 基于卷积神经网络的迁移学习方法用于肺癌分类. In: Healthcare. MDPI, p 1058

2. Ashhar SM, Mokri SS, Abd Rahni AA, Huddin AB, Zulkarnain N, Azmi NA, MahaletchumyT (2021年) 深度学习卷积神经网络 (CNN) 架构在CT肺癌分类中的比较. Int J Adv Technol Eng Explor 8:126

3. Kan Chan Siang MD, John CKM (2016年) 马来西亚肺癌研究综述. 马来西亚医学杂志 71:71

4. Apostolopoulos ID, Pintelas EG, Livieris IE, Apostolopoulos DJ, Papathanasiou ND, PintelasPE, Panayiotakis GS (2021年) 应用迁移学习技术在PET/CT成像中自动分类孤立性肺结节. Med Biol Eng Comput 59:1299–13105. Bebas E, Borowska M, Derlatka M, Oczeretko E, Hladuński M, Szumowski P, Mojsak M (2021年) 基于机器学习的MRI纹理分析在非小细胞肺癌组织学亚型分类中的应用. Biomed Signal Process Control 66:102446

6. Kumar JLM, Rashid M, Musa RM, Razman MAM, Sulaiman N, Jailani R, Abdul Majeed APP (2021年) 基于EEG的眨眼信号分类: CWT-迁移学习流程. ICT Express. <https://doi.org/10.1016/j.ict.2021.01.004>

7. Mahendra Kumar JL, Rashid M, Muazu Musa R, Mohd Razman MA, Sulaiman N, Jailani R, Abdul Majeed APP (2021年) 基于EEG的眨眼信号分类: 迁移学习和随机森林流程. Peer J 9:e11182. <https://doi.org/10.7717/peerj.11182>. Hany M (2020年) 胸部CT扫描图像数据集. <https://www.kaggle.com/datasets/mohamedhanyyy/chest-ctscan-images>



9. Abdullah MA, Ibrahim MAR, Shapiee MNA, Zakaria MA, Razman MAM, Musa RM, OsmanNAA, Majeed APPA (2021年) 通过转移学习管道对滑板技巧进行分类。同行J计算机科学7: e680
10. Noor FNM, Mohd Isa WH, Khairuddin IM, Razman MAM, Jizat JAM, Nasir AFA, Musa RM, P. P. Abdul Majeed A (2021年) 糖尿病视网膜病变的诊断：支持向量机的转移学习方法。Adv Intell Syst Comput 1350 AISC: 391-398

# 第5章

## 皮肤癌诊断： 一种VGGEensemble方法



摘要人体皮肤是人体最大的器官，容易受到损伤。本研究试图对两种不同类型的恶性皮肤癌进行分类，即日光性角化病（AK）和基底细胞癌（BCC），以及良性皮肤纤维瘤（DF）。共有330张皮肤镜图像，按照70:15:15的比例进行训练、测试和验证。制定了不同的VGG-逻辑回归（LR）管道，即VGG16-LR和VGG19-LR。此外，还研究了从两个VGG模型提取的特征相结合的效果，称为VGGEensemble。研究表明，集成模型的分类准确性优于独立版本。因此，可以得出结论，通过这种方法改进了管道的性能，随后可以帮助皮肤科医生诊断不同类型的皮肤疾病。

关键词计算机辅助诊断 · 皮肤癌 · VGG16 · VGG19 · 集成

### 5.1 引言

作为人体最大的器官，皮肤容易出现损伤。过去十年间，全球范围内皮肤癌的发病率不断上升，世界卫生组织指出，被诊断为皮肤癌的癌症占所有癌症的三分之一[1,2]。它是一种快速增长的致命癌症。然而，早期发现这种癌症可以寻求治疗，并随之增加生存的机会。皮肤病变的诊断通常由皮肤科医生通过皮肤镜评估进行，然而，由于病变的复杂性，有时很难判断，因此容易误诊。随着快速计算技术和人工智能的发展，通过计算机辅助诊断（CAD）可以缓解上述困境。

迄今为止，研究人员在通过机器学习和深度学习方法诊断皮肤病变方面取得了重大进展。Hassan等人[3]开发了一个普通的卷积神经网络模型，用于良性和恶性皮肤病变的分类。皮肤镜图像来自国际皮肤成像合作组织（ISIC）档案。他们研究了隐藏神经元的数量和迭代次数对类别分类准确性的影响。据报道，所开发的流程能够实现0.84的召回率。

Ali等人[4]研究了文献中报告的不同预训练卷积神经网络（CNN）模型，包括AlexNet、ResNet、VGG16、DenseNet和MobileNet，以及他们提出的深度CNN（DCNN）模型在基于HAM10000数据集的良性和恶性皮肤病变分类方面的效果。不同的留出交叉验证技术80:10:10和70:20:10用于训练、验证和测试。此外，值得注意的是，在开发DCNN之前还采用了不同的预处理技术。结果显示他们提出的模型能够很好地分类皮肤病变。

Wang等人[5]比较了预训练的CNN模型（即ResNet）与传统的机器学习模型（即支持向量机（SVM）、k最近邻（kNN）和随机森林（RF））在良性和恶性类别的分类性能。采用了五折交叉验证技术。

主成分分析（PCA）用于从图像中提取特征。研究表明，ResNet模型的平均准确率达到了78%，而其他评估模型的平均准确率为60%。

Tschandl等人[6]进行了联合CNN（cCNN）在非色素性皮肤癌诊断中的研究。数据集包括九种类型皮肤病的皮肤镜图像和近距离图像。对图像输入进行了不同的数据增强技术处理。研究结果显示，基于InceptionV3的架构能够更好地区分皮肤镜图像，而ResNet50在识别临床近距离图像方面更好。据报道，这些架构的整合在一般情况下提供了更好的类别分类，与输入图像类型相关。此外，研究进一步证明，cCNN架构在诊断复杂皮肤病变方面的分类能力与专家评估者相当，并且比经验较少的评估者更好，这表明基于人工智能的计算机辅助诊断可以促进复杂皮肤病变的诊断。

从上述文献中可以明显看出，深度学习在基于皮肤癌的CAD方面做出了重要贡献。然而，通过预训练的CNN模型提取的特征集合与用传统机器学习模型替换全连接层之间存在明显差距。因此，在本研究中，研究了从预训练的CNN模型（特别是VGG系列，即VGG19和VGG16）提取的特征进行连接，以区分不同类型的良性和恶性肿瘤，即日光性角化病（AK）、基底细胞癌（BCC）和皮肤纤维瘤（DF）。



图5.1 皮肤病变类型 (a) 日光性角化病 (b) 基底细胞癌和 (c) 皮肤纤维瘤

5.2 方法

数据集来自开源仓库，即Kaggle [7]，源自国际皮肤成像合作组织（ISIC）。本研究使用了总共330个基于皮肤镜的AK、BCC和DF图像来自该仓库。上述类别如图1a、c所示。值得注意的是，为了平衡数据的偏见表示，进行了欠采样。数据集按照70:15:15的比例划分为训练、测试和验证集。在本研究中，采用VGG系列，即VGG16和VGG19，从CT图像中提取特征。本研究提出的架构与传统的卷积神经网络（CNN）模型不同，即将全连接层与传统机器学习模型[8-10]交换。此外，通过将特征串联起来形成VGG16和VGG19之间的集成[11, 12]，称为VGG16Ensemble。然后将特征输入逻辑回归（LR）分类器。值得一提的是，超参数采用了scikit-learn库中的默认值。分析使用Python IDE（即Spyder 3.3.6）进行，同时使用其关联的Keras和TensorFlow库。通过分类准确率以及宏平均的精确度、召回率和F1分数来评估流程的性能。

5.3 结果与讨论

图5.2展示了所研究管道的性能。显然，总体上，VGGEnsemble-LR管道在训练、验证和测试数据集上的准确性要优于独立特征提取管道。通过使用集成技术[12]，性能也有类似的提升；这是由于两个模型贡献的特征的利用。

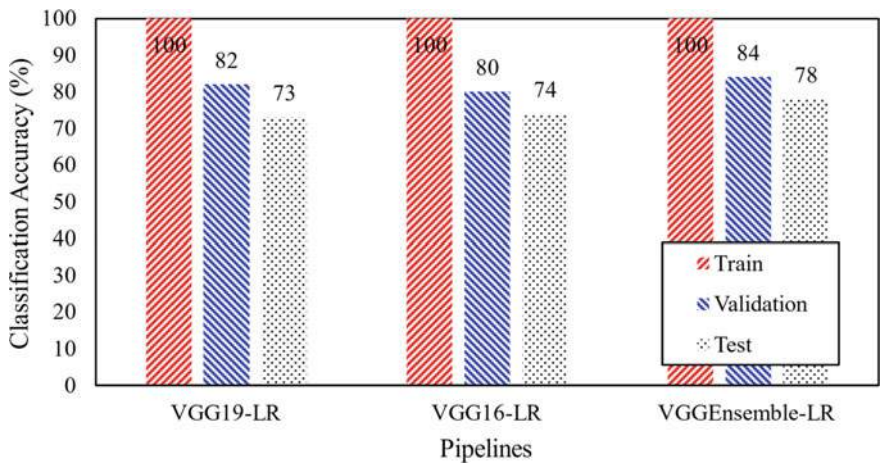


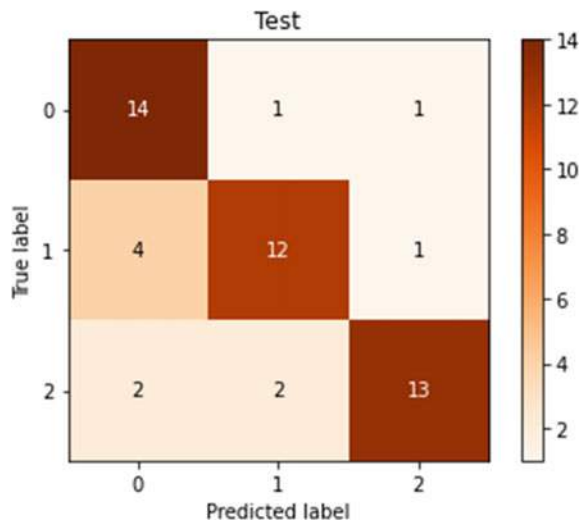
图5.2 不同VGG-LR管道的分类准确性性能评估

表5.1列出了从验证数据集评估的管道的宏平均精确度、召回率和F1分数。从性能指标可以明显看出，VGGEnsemble-LR管道明显优于其他评估的管道。图5.3显示了VGGEnsemble-LR管道在测试数据集上的混淆矩阵。AK、BCC和DF类别分别表示为0、1和2。可以看出有几个错误分类发生。然而，值得注意的是，恶性病变如AK和BCC被错误分类为良性病变DF的概率仅为6%。相反，有四个良性病例被错误分类为恶性病例，从某种意义上说这是可取的，表明模型更为保守。误诊可能是由于病变类型之间的难以区分特征和所选皮肤镜图像的质量。

表5.1 验证数据集上的其他性能指标

流水线	性能指标 (%)		
	精确度	召回率	F1得分
VGG16-LR	82	82	82
VGG19-LR	81	80	80
VGGEnsemble-LR	84	85	85

图5.3 VGGEnsemble-LR流程在测试数据集上的混淆矩阵



5.4 结论

本章展示了从预训练的CNN模型（即VGG16和VGG19）中提取的特征进行拼接对皮肤病变分类效果的影响。研究表明，集成特征的分类性能远优于单独提取的特征。通过优化分类器的超参数或使用不同类型的分类器，可以进一步改进所提出的方法。

尽管如此，可以推断出这种方法是有前景的，并且可以进一步帮助皮肤科医生区分不同类型的皮肤病变，特别是恶性病变。

参考文献

1. Naji S, Jalab HA, Kareem SA (2019) 关于彩色图像中皮肤检测的调查。 人工智能 评论 52:1041–1087。 <https://doi.org/10.1007/S10462-018-9664-9>

2. Pacheco AGC, Krohling RA (2019) 深度学习在皮肤癌检测中的最新进展

3. Hasan M, Barman S das, Islam S, Reza AW (2019) 使用卷积神经网络进行皮肤癌检测。 A CM国际会议论文集 254–258。 <https://doi.org/10.1145/3330482.3330525>

4. Ali MS, Miah MS, Haque J, Rahman MM, Islam MK (2021) 使用深度卷积神经网络和迁移学习模型进行皮肤癌分类的增强技术。 机器学习与应用 5:100036。 <https://doi.org/10.1016/J.MLWA.2021.1000365>. Wang Y, Louie DC, Cai J, Tchvialeva L, Lui H, Jane Wang Z, Lee TK (2021) 深度学习增强了体内皮肤癌检测的偏振散斑。 光学激光技术 140:107006。 <https://doi.org/10.1016/J.OPTLASTEC.2021.107006>

6. Tschandl P, Rosendahl C, Akay BN, Argenziano G, Blum A, Braun RP, Cabo H, Gourhant JY, Kreusch J, Lallas A, Lapins J, Marghoob A, Menzies S, Neuber NM, Paoli J, Rabinovitz HS, Rinner C, Scope A, Soyer HP, Sinz C, Thomas L, Zalaudek I, Kittler H (2019) Expert-Level Diagnosis of Nonpigmented Skin Cancer by Combined Convolutional Neural Networks. *JAMA Dermatol* 155:58–65. <https://doi.org/10.1001/JAMADERMATOL.2018.4378>
7. 皮肤癌ISIC | Kaggle. <https://www.kaggle.com/datasets/nodoubttome/skin-cancer9-classsisic>. 2022年10月14日访问
8. Abdullah MA, Ibrahim MAR, Shapiee MNA, Zakaria MA, Razman MAM, Musa RM, OsmanNAA, Majeed APPA (2021年) 通过迁移学习管道对滑板技巧进行分类。PeerJ计算机科学7: e680
9. Mahendra Kumar JL, Rashid M, Musa RM, Mohd Razman MA, Sulaiman N, Jailani R, P.P. Abdul Majeed A (2021年) 通过CWT-TransferLearning管道对基于EEG的眨眼信号进行分类。ICT Express. <https://doi.org/10.1016/j.ict.2021.01.004>10. Mahendra Kumar JL, Rashid M, Muazu Musa R, Mohd Razman MA, Sulaiman N, Jailani R, Abdul Majeed APP (2021年) 通过迁移学习和随机森林管道对基于EEG的眨眼信号进行分类。PeerJ 9: e11182. <https://doi.org/10.7717/peerj.11182>11. Almanifi ORA, Razman MAM, Khairuddin IM, Abdullah MA, Majeed APPA (2021年) 通过深度学习和集成方法对自动化胃肠道分类。在：国际控制、自动化和系统会议。pp 602-60612. Almanifi ORA, Mohd Khairuddin I, Mohd Razman MA, Musa RM, P.P. Abdul Majeed A, (2022年) 基于手腕PPG的人体活动识别。ICT Express. <https://doi.org/10.1016/j.ict.2022.03.006>

## 第6章 前进的方向



**摘要** 本章将总结本书中采用的基于特征的迁移学习的不同方法，并提供一些值得关注的未来方向，特别是关于癌症特异性AI驱动的CAD和医学成像。

**关键词** 迁移学习 · 计算机辅助诊断 · 深度学习 · 数据中心AI

### 6.1 总结

在本书中，作者们研究了不同的基于特征的迁移学习架构，以促进向基于人工智能的计算机辅助诊断（CAD）转变，用于鉴别不同类型的癌症，包括肺癌、乳腺癌、皮肤癌和口腔癌的恶性程度。在深入讨论评估的架构之前，需要注意的是，讨论应该集中在数据准备本身上。数据的质量对于开发稳健的流程非常重要，而对数据的公正表示则是非常困难的。文献中存在数据倾斜的情况，最终引发了对其实际稳健性的质疑，尽管报告了出色的分类准确性。在同样的思路下，作者们强调了安德鲁·吴关于数据中心方法的必要性[1]，即使对于医学成像诊断而言，更多并不一定是好的；然而，精选高质量的数据可能会产生奇迹。

在本书中已经证明，不同的基于特征的迁移学习架构可能会产生对不同类型癌症的理想分类。再次强调，本书致力于一种方法，即从预训练的CNN模型中提取特征，并将其完全连接的层与传统的机器学习模型进行交换。这种方法的优点已经在[2-5]中讨论过。在本书中讨论的架构之一是通过探索不同的迁移学习模型（用于特征提取）与一个特定的机器学习模型的性能来实现。这在某种程度上表明，特定的迁移学习模型能够从给定的数据中提取更好的特征。



来自另一个的图像。借鉴这一点，还进一步研究了从不同的迁移学习模型中组合（连接）特征的效果，并通过所进行的分析确定了更好的诊断结果。还研究了选择不同分类器与一个迁移学习模型的效果，表明不同的分类器在图像类型或特定特征提取方面会有优势。此外，优化给定模型的超参数也已被证明可以提高流程的性能。

本研究未调查在特征提取阶段之前利用不同图像预处理技术的效果。这是故意为了说明迁移学习流程本身的自然能力。

因此，书中所示的一些分析并不表示出色的分类准确性。然而，它概念化了整体框架的细微差别，这些差别可以在不同的医学成像应用中模拟，为部署后的医务人员提供更强大的计算机辅助诊断。

## 参考文献

1. 安德鲁·吴：Unbiggen AI—IEEE光谱。 <https://spectrum.ieee.org/andrew-ng-data-centric-ai>。2022年10月15日访问
2. Mahendra Kumar JL, Rashid M, Musa RM, Mohd Razman MA, Sulaiman N, Jailani R, Abdul Majeed APP (2021) 基于EEG的眨眼信号分类：CWT迁移学习流水线。ICT Express。 <https://doi.org/10.1016/j.ict.2021.01.004>
3. Mahendra Kumar JL, Rashid M, Muazu Musa R, Mohd Razman MA, Sulaiman N, Jailani R, Abdul Majeed APP (2021) 基于EEG的眨眼信号分类：迁移学习和随机森林流水线。Peer J 9:e11182。 <https://doi.org/10.7717/peerj.11182>. Abdul Rauf AR, Mohd Isa WH, Khairuddin IM, Mohd Razman MA, Arzmi MH, Abdul Majeed APP (2022) 基于迁移学习的口腔鳞状细胞癌（OSCC）分类。Lect Notes Networks Syst 429 LNNS:386–391。 [https://doi.org/10.1007/978-3-030-97672-9\\_34/FIGURES/5](https://doi.org/10.1007/978-3-030-97672-9_34/FIGURES/5)
5. Noor FNM, Majeed APPA, Razmam MAM, Khairuddin IM, Isa WHM (2021年) 糖尿病视网膜病变的诊断：一种迁移学习方法。在：国际控制、自动化和系统会议。第596–601页