数字中医中药

DOI:10.13193/j.issn.1673-7717.2026.05.004

基于深度学习的滇黄精“辨状论质”研究

徐翔,徐雅静,刘晓兰,俞捷,李学芳,李静平
(云南中医药大学中药学院,云南 昆明 650500)

摘要:目的 探索滇黄精“辨状论质”评价研究新的鉴别方法与技术手段。方法 采集各样品鲜品及干品的外观特征、制作永久切片,训练 Densenet-121 网络模型自动识别滇黄精切片;在显微镜下观察及采集显微特征,建立相应图片集,训练 YOLOv7 模型自动识别统计黄精显微切片中维管束与针晶数量。结果 DenseNet-121 网络模型对滇黄精切片平均识别率达到 90.97%。与人工计数相比,YOLOv7 模型对滇黄精切片维管束平均正确率达到 98.14%,草酸钙针晶数量平均识别正确率为 53.2%。结论 Densenet-121 网络模型可实现对滇黄精与混伪品的切片图像相对较高且稳定的自动鉴别;YOLOv7 模型能有效统计滇黄精切片的显微维管束及针晶数量。研究以滇黄精为例,构建了一种中药材较快捷、准确的人工智能(Artificial intelligence,AI)鉴定新研究思路和技术手段。

关键词:滇黄精;性状特征;Densenet-121;YOLOv7
中图分类号:R284.1 **文献标志码**:A **文章编号**:1673-7717(2026)05-0023-08

Evaluation of “Quality Evaluation Through Morphological Identification” of Dianhuangjing(*Polygonatum kingianum*) Based on Deep Learning

XU Xiang, XU Yajing, LIU Xiaolan, YU Jie, LI Xuefang, LI Jingping
(School of Pharmaceutical Science, Yunnan University of Chinese Medicine, Kunming 650500, Yunnan, China)

Abstract: *Objective* To explore new identification methods and technical means for evaluating the “quality evaluation through morphological identification” of Dianhuangjing(*Polygonatum kingianum*). *Methods* The appearance characteristics of fresh and dried samples were collected, and permanent sections were prepared. The Densenet-121 network model was trained to automatically identify Dianhuangjing(*Polygonatum kingianum*) slices. Microscopic features were observed and collected under a microscope, and the corresponding image sets were established to train the YOLOv7 model for automatically recognizing and counting the number of vascular bundles and needle crystals in Dianhuangjing(*Polygonatum kingianum*) microscopic slices. *Results* The Densenet-121 network model achieved an average recognition rate of 90.97% for Dianhuangjing(*Polygonatum kingianum*) slices. Compared to manual counting, the YOLOv7 model achieved an average accuracy of 98.14% for identifying vascular bundles in Dianhuangjing(*Polygonatum kingianum*) slices, and an average accuracy of 53.2% for identifying calcium oxalate needle crystals. *Conclusion* The Densenet-121 network model can achieve relatively high and stable automatic identification between Dianhuangjing(*Polygonatum kingianum*) and adulterants. The YOLOv7 model can effectively count the number of microvascular bundles and needle crystals in Dianhuangjing(*Polygonatum kingianum*) slices. Taking Dianhuangjing(*Polygonatum kingianum*) as an example, a new research approach and technical method for rapid and accurate AI identification of traditional Chinese medicinal materials was constructed.

Keywords: Dianhuangjing(*Polygonatum kingianum*); characteristics of traits; Densenet-121; YOLOv7

滇黄精是云南道地药材和重要“云药”品种,具有补中益气、滋肾健脾的功效,有抗疲劳、降低血糖等作用[1]。由于滇黄精市场准入及种植门槛低,致使出现品种、产地混杂,混用掺伪等现象,影响了滇黄精疗效及用药安全[2]。传统中药鉴定以经验感知为判断的依据,受主观性、专业知识及鉴别环境影响较大,难以在药材市场中普遍推广[3-5]。有研究指出外观的“状”可通过根茎的形状、大小、颜色、表面纹理、横切面皮层所占比例以及维管束分布情况等作为主要鉴别要点[6-8]。中药材的显微特征具有固定常数,显微的“状”即使用显微定量法测定药材显微特征成分含量[9]。

深度学习对大量中草药植物图像分类处理,可以弥补分类工作人员经验不足的缺点,同时可以节省大量的人力物力[10-12]。YOLOv7 是实时目标检测速度最快,也是精确度最高的实时目标检测器,其速度和精度都超过了大部分已知的目标检测器[13]。可通过 YOLO 模型自动识别中药饮片显微参数数量,以此作为中药材的鉴别指标[14]。

本研究将传统的“辨状”与新兴的人工智能(Artificial intelligence,AI)技术相结合,促进中药鉴定技术的信息化发

基金项目:国家自然科学基金项目(81960740)
作者简介:徐翔(2001-),男,云南曲靖人,硕士在读,研究方向:临床中药学。
通讯作者:李静平(1979-),女(回族),云南昆明人,副教授,硕士研究生导师,博士,研究方向:临床中药学。E-mail:kmlijingping@163.com。
李学芳(1975-),女(彝族),云南丽江人,教授级高级工程师,硕士研究生导师,学士,研究方向:中药材鉴定、品质评价、资源研究及质量标准。E-mail:346282149@qq.com。

展[15],实现计算机自动鉴别分类,为快速准确鉴定滇黄精和保证其药效提供科学依据。

1 材料

本实验所用黄精样品见表 1,均经云南中医药大学中药鉴定教研室鉴定为黄精。马铃薯购于昆明市场。西洋参粉,购自一心堂有限公司,批号:20191016。

表 1 30 批次黄精样品产地详情

批次	品种	产地	年限	备注
1	滇黄精	云南昭通	3 年	
2	滇黄精	云南红河	3 年	
3	滇黄精	云南文山	4 年	
4	滇黄精	云南文山	4 年	
5	滇黄精	云南文山	3 年	
6	滇黄精	云南丽江	3 年	
7	滇黄精	云南普洱	3 年	
8	滇黄精	云南石屏	2 年	
9	滇黄精	云南石屏	3 年	
10	滇黄精	云南曲靖	3 年	
11	滇黄精	云南大理	3 年	
12	滇黄精	云南大理	4 年	
13	滇黄精	云南大理	5 年	
14	滇黄精	广西百色	3 年	
15	滇黄精	广西百色	4 年	
16	滇黄精	广西百色	5 年	
17	滇黄精	云南丽江	3 年	野生
18	滇黄精	贵州黔西南布依族自治区	4 年	
19	滇黄精	贵州黔西南布依族自治区	6 年	
20	滇黄精	贵州黔西南布依族自治区	8 年	
21	滇黄精	云南石屏	4 年	
22	滇黄精	云南石屏	4 年	
23	滇黄精	云南石屏	4 年	
24	滇黄精	云南楚雄	4 年	
25	滇黄精	云南楚雄	4 年	
26	滇黄精	云南丽江	3 年	
27	滇黄精	四川凉山	3 年	
28	滇黄精	四川凉山	5 年	
29	鸡头黄精	安徽六安	4 年	
30	多花黄精	安徽六安	7 年	

2 方法

2.1 样品采集及鉴定

进行产地调研,根据调研资源情况采集相应多地、多批次黄精样品,并鉴定、复核,对药材样品整体表型特征、断面特征、切片特征进行观测。

2.2 采集黄精切片外观性状图片

使用高像素相机,在内置 LED 环形光源的光照箱中拍摄采集大量滇黄精切片鲜品图像,这些图片包含了黄精切片各种重要的鉴定特征和纹理特征,构成黄精切片外观图像数据集库。

2.3 构建 AI 自动鉴别模型

以 DenseNet-121 为基础网络,将黄精切片图像进行训练,构造融合二维和三维的深度融合卷积神经网络,并反复训练实验数据,将其转化为计算机能够接受的语言,用以鉴定药材及饮片,建立滇黄精及混伪品的 AI 鉴别评价模型[16-17]。本实验数据集为 1~30 组黄精切片图共 14 035 张,以及 1 组马铃薯切片图 275 张。这些黄精来自 30 个不同的产地。本研究中编号 1~14 用于滇黄精的训练(60%)和验证(40%),编号 29 用于非滇黄精的训练(60%)和验证(40%),其余数据集用于测试。

2.4 显微鉴定

2.4.1 制作黄精粉末显微载玻片 取滇黄精样品,粉碎后过 60 目筛,105 ℃干燥至恒重。精密称定 0.5 g 样品粉末,加入 25 mL 容量瓶中,再加入 20 mL 水合氯醛试液并用稀甘油定容至刻度[18],用移液枪取充分混合的试液 100 μL 滴于载玻片上制备显微装片。

2.4.2 黄精显微切片的制作与图像采集 将新鲜滇黄精药材根茎横切为约 2 mm 的薄片,用 30%、50%、70% 乙醇溶液依次浸泡 2 h,后脱水处理并使用石蜡包埋法制备显微装片,再用番红和固绿对切片进行染色,利用玻片扫描仪摄取滇黄精切片显微图像全貌[19]。

2.5 计算机自动识别统计黄精显微切片中维管束与草酸钙针晶数量

使用神经网络测定软件对拍摄的显微图片进行处理,检测不同批次滇黄精显微图像所对应的显微特征参数。利用神经网络收集模型所需的各项参数并进行统计分析,自动比较不同产地、不同批次的显微特征差异,由此构建识别滇黄精的计算机模型与特征向量[20-23],YOLOv7 目标检测模型训练流程见图 1,YOLOv7 识别示意见插页Ⅻ图 2。

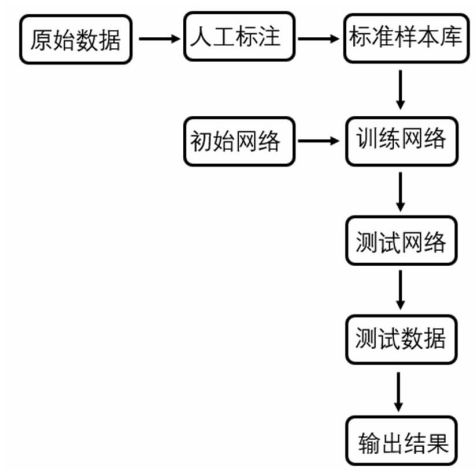


图 1 YOLOv7 目标检测模型训练流程

2.6 统计方法

数据采用均值 ± 标准差($\bar{x} \pm s$)来表示,采用 SPSS 21.0 统计软件进行分析处理,组间比较采用单因素方差分析(One Way-ANOVA),结果均取 $P<0.05$、$P<0.01$ 作为统计学意义差异判断标准。

3 结果

3.1 黄精切片外观性状测试

3.1.1 黄精切片外观性状图片 黄精鲜品切片,将切片鲜品采集完图像后放入烘箱内,37 ℃烘干。采集烘干后的黄精干品切片图像,见插页Ⅻ图 3。由于马铃薯切片与黄精切面相似,因此增设一组马铃薯切面图作为黄精混伪品进行检验,见插页Ⅻ图 4。

3.1.2 黄精外观性状测试集结果 在测试的分组中,除 16、18、24 批次准确率分别为 70%、67.18%、68.63%,相对较差。其余分组的分类准确率均高于 85%,且平均识别率达到 90.97%,识别效果较好,证明该网络具有实用价值,测试结果见表 2。

表2 测试集识别结果

批次	图片总数量/(张)	识别为滇黄精/(次)	识别为非滇黄精/(次)	准确率/(%)
14	667	636	31	95.36
15	533	533	0	100.00
16	339	237	102	70.00
17	409	388	21	94.87
18	261	175	86	67.18
19	430	391	39	90.95
20	373	326	47	87.43
21	474	472	2	99.58
22	345	339	6	98.27
23	242	227	15	93.83
24	356	244	112	68.63
25	291	278	13	95.55
26	737	649	88	88.08
27	294	294	0	100.00
28	290	290	0	100.00
30	369	11	357	96.75
31	275	0	275	100.00

3.2 黄精显微特征指标测试

3.2.1 黄精粉末中导管与草酸钙针晶数量 黄精粉末呈灰白色,草酸钙针晶较多,导管主要为梯纹、网纹或螺纹导管。黄精粉末中的导管与草酸钙针晶见插页Ⅻ图5,各批次黄精粉末中的导管与草酸钙针晶数量见表3。

表3 各批次黄精粉末中导管及草酸针晶数量($n=15$,$\bar{x}\pm s$)

批次	导管/(个/mg)	草酸钙针晶/(簇/mg)
1	102.23±4.81	77.50±3.51
2	41.90±4.20	24.47±2.13
3	66.10±2.04	27.17±2.82
4	62.93±3.04	24.87±1.78
5	44.10±1.98	17.93±0.82
6	40.03±2.89	16.97±1.95
7	47.40±2.42	29.47±2.48
8	41.00±2.79	22.70±1.90
9	34.53±2.64	14.53±1.64
10	64.77±1.82	24.50±1.44
11	55.77±2.20	20.40±1.42
12	54.30±1.76	25.80±1.45
13	54.97±6.31	33.20±2.02
14	38.07±2.69	10.80±1.07
15	28.00±2.22	26.20±1.66
16	73.97±2.70	10.83±1.22
17	70.00±1.88	22.90±2.76
18	64.43±2.48	65.40±2.18
19	52.97±5.01	23.60±1.75
20	40.07±3.22	16.47±1.71
21	67.70±2.40	23.17±1.91
22	19.87±1.45	18.43±1.58
23	59.57±4.37	25.57±3.08
24	78.87±4.10	16.47±1.27
25	37.73±4.47	31.40±1.97
26	67.43±3.01	33.40±1.82
27	41.00±2.96	56.43±3.80
28	32.37±3.04	12.93±1.52
29	30.87±2.58	11.97±1.73
30	87.97±5.31	44.03±2.08

3.2.2 各批次黄精显微切片图 各批次的黄精显微切片见插页ⅩⅣ图6、插页ⅩⅣ图7。

3.2.3 各批次黄精显微切片中维管束与草酸钙针晶数量 见表4。

表4 人工统计各批次黄精显微切片中维管束与草酸钙针晶数量($n=15$,$\bar{x}\pm s$)

批次序号	维管束数量/(簇)	草酸钙针晶数量/(个)
1	182.00±15.33	189.00±8.31
2	132.00±23.92	167.00±13.42
3	107.50±10.88	80.10±4.94
4	100.00±28.33	73.00±9.46
5	75.00±11.87	43.30±7.95
6	48.00±5.08	38.30±3.46
7	161.00±6.30	98.00±7.57
8	64.00±4.81	47.60±5.51
9	73.00±7.42	76.00±9.69
10	85.00±7.91	67.10±9.36
11	62.00±10.18	100.00±7.51
12	82.00±9.28	76.80±4.63
13	82.00±8.38	54.00±9.17
14	44.00±2.71	32.00±2.79
15	96.00±4.15	79.00±5.80
16	130.00±7.37	39.00±5.79
17	30.00±3.29	52.90±5.89
18	105.50±5.66	129.00±9.49
19	150.00±8.11	133.00±9.28
20	60.00±5.56	60.00±7.81
21	115.00±7.73	39.00±4.22
22	55.00±7.35	40.00±7.27
23	96.00±7.13	104.00±8.91
24	130.00±8.59	86.00±7.95
25	30.00±4.01	25.00±2.91
26	45.00±6.80	54.00±7.19
27	83.00±4.24	84.00±5.58
28	30.90±3.38	63.00±6.41
29	26.00±2.04	45.00±4.25
30	75.00±5.03	45.00±4.22

3.2.4 YOLOv7模型自动统计显微切片中维管束、草酸钙针晶数量 YOLOv7模型统计的各批次黄精显微切片如插页ⅩⅤ图8所示,其中各批次黄精切片中所含维管束与草酸钙针晶数量见表5。

本研究采用玻片扫描仪对黄精切片显微图像进行采集,图像分辨率为12 839×13 139,并将图像送入YOLOv7模型对目标特征进行识别,通过图像数据库获取目标图像数据集900个,并将其作为实验样本,其中,训练数据为450个,实验数据为450个。YOLOv7模型检测精确率为76%,召回率为66%,损失率为0.5%,见插页ⅩⅤ图9-图11,证明该模型精度具有较强的实用性。

4 讨论

卷积神经网络已广泛应用在人物识别、植物图像识别、特定目标识别等领域。徐飞等[24]通过卷积神经网络来识别与鉴定人参和西洋参饮片,其准确率为90%。孙鑫等[25]使用深度卷积网络识别中药饮片图像,识别平均精度达到70%。本次实验结果显示,对多花黄精与鸡头黄精的混伪品识别正确率也高达90%。其余3组识别率较低可能是由于受到光线或拍摄角度的影响。

表5 YOLOv7统计黄精显微特征数量($n=15, \bar{x} \pm s$)

批次序号	YOLOv7识别维管束数量/(簇)	YOLOv7识别草酸钙针晶数量/(个)
1	181.94±8.51	34.12±7.89
2	127.15±19.33	138.57±15.96
3	106.88±10.21	42.50±4.73
4	98.75±13.52	17.08±3.22
5	76.71±6.72	26.94±4.53
6	50.12±4.12	26.19±4.22
7	160.60±3.51	78.33±5.13
8	64.62±3.79	55.73±3.55
9	71.33±4.88	48.69±2.98
10	86.19±6.11	23.97±2.55
11	62.11±8.78	9.00±4.63
12	81.89±7.83	87.07±5.77
13	83.96±6.55	62.94±4.32
14	47.11±1.78	29.00±3.15
15	96.88±3.83	13.83±1.33
16	131.51±6.71	16.00±2.56
17	32.67±2.97	65.30±7.11
18	103.19±5.33	62.00±8.35
19	151.24±6.89	80.14±7.54
20	59.70±4.37	12.10±6.71
21	113.21±5.62	30.37±4.36
22	55.72±4.11	61.87±5.87
23	96.71±5.39	62.81±4.36
24	128.35±6.32	16.76±3.23
25	31.30±3.14	33.25±4.65
26	44.91±5.76	23.17±3.22
27	83.79±3.22	14.17±3.71
28	31.76±2.43	32.35±5.39
29	25.91±2.55	22.64±2.16
30	74.33±6.53	27.14±3.58

综上说明Densenet-121网络模型有较好的分类精度，可准确识别滇黄精与其他黄精混伪品，为滇黄精的道地药材鉴别提供新的思路。

耿创等[26]回顾了YOLO系列算法在目标检测领域的发展历程，YOLO系列因其优异的检测性能成为目标检测领域的热点问题。目标检测技术趋于成熟，但小目标检测仍是研究的难点所在。

本实验通过YOLOv7模型识别黄精切片中维管束与草酸钙针晶数量。草酸钙针晶图像过小以及像素限制等问题，导致在本研究的黄精图像数据集里，草酸钙针晶图像漏检现象较多。未来对YOLO的进一步研究将会带来更多的价值，基于区域的目标检测算法尽管精度很高，但未来的改进依旧是更高的精度以及实时性要求，YOLO算法自其提出以来不断融合各种不同网络结构，不断提高检测性能，相信未来的发展更好。

参考文献

[1] 杨兴鑫，穆健康，顾雯，等. 滇黄精资源的开发应用进展及前景分析[J]. 生物资源，2019，41(2)：138-142.
[2] 朱臻荣，贾平，刘悦，等. 药用植物滇黄精种植研究进展[J]. 云南中医中药杂志，2023，44(8)：93-97.
[3] 李萍，薛粲. 试论中药材全息图谱质量评测人工智能系统构建[J]. 世界科学技术，2001，3(4)：42-44，81-82.
[4] 刘杰，房文亮，谷海媛，等. 中药鉴定方法及其发展概况[J]. 中国药事，2023，37(11)：1332-1340.
[5] MA Y Y，ZHONG Y M，SU Q，et al. Study on identification algorithm of traditional Chinese medicinals microscopic image based on convolutional neural network[J]. Medicine (Baltimore)，2023，102(25)：e34085.
[6] 周培军，李学芳，符德欢，等. 滇黄精与易混品轮叶黄精的比较鉴别[J]. 广州中医药大学学报，2017，34(4)：587-591.
[7] 肖玉洁，赵祥升，魏建和. 中药"辨状论质"理论的发展与应用[J]. 药学前沿，2024，27(9)：155-169.
[8] 徐睿，程铭恩，彭华胜. 黄精的品质评价及其"辨状论质"考[J]. 中成药，2023，45(4)：1241-1245.
[9] 李精云，刘延泽. 中药显微定量法的研究概况[J]. 中医学报，2012，27(7)：852-855.
[10] MIAO J F，HUANG Y N，WANG Z S，et al. Image recognition of traditional Chinese medicine based on deep learning[J]. Front Bioeng Biotechnol，2023，11：1199803.
[11] 韩志涛. 基于深度学习的图像大数据分类研究[J]. 太原城市职业技术学院学报，2022(12)：188-192.
[12] JENA B，SAXENA S，NAYAK G K，et al. Artificial intelligence-based hybrid deep learning models for image classification：The first narrative review[J]. Comput Biol Med，2021，137：104803.
[13] WANG C Y，BOCHKOVSKIY A，LIAO H M. YOLOv7：trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[C]//2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Vancouver，BC，Canada. IEEE，2023：7464-7475.
[14] KUBERA E，KUBIK-KOMAR A，KURASIŃSKI P，et al. Detection and recognition of pollen grains in multilabel microscopic images[J]. Sensors (Basel)，2022，22(7)：2690.
[15] 李佳园，魏晓嘉，万国慧，等. "辨状论质"的历史沿革与现代研究进展[J]. 中国实验方剂学杂志，2021，27(6)：189-196.
[16] SUN X，QIAN H N. Chinese herbal medicine image recognition and retrieval by convolutional neural network[J]. PLoS One，2016，11(6)：e0156327.
[17] ZHOU Q，ZHU W J，LI F C，et al. Transfer learning of the ResNet-18 and DenseNet-121 model used to diagnose intracranial hemorrhage in CT scanning[J]. Curr Pharm Des，2022，28(4)：287-295.
[18] 梁鹏，厉妲，康廷国. 槐米花粉粒显微特征常数与芦丁相关性研究[J]. 时珍国医国药，2015，26(11)：2790-2791.
[19] 何婉婉，张建逵，李云静，等. 北豆根显微特征指数与化学成分相关性[J]. 中国实验方剂学杂志，2017，23(1)：42-46.
[20] 戚玲珑，高建瓴. 基于改进YOLOv7的小目标检测[J]. 计算机工程，2023，49(1)：41-48.
[21] ZHOU H L，LUO J L，YE Q P，et al. Advancing jasmine tea production：YOLOv7-based real-time jasmine flower detection[J]. J Sci Food Agric，2024，104(15)：9297-9311.
[22] WANG S Y，WU D S，ZHENG X Y. TBC-YOLOv7：a refined YOLOv7-based algorithm for tea bud grading detection[J]. Front Plant Sci，2023，14：1223410.
[23] 刘伟，杨蕾，徐争超，等. 基于YOLOv7的显著性目标检测[J]. 物联网技术，2025，15(5)：41-43.
[24] 徐飞，孟沙，吴启南，等. 基于卷积神经网络的人参与西洋参饮片鉴别方法研究[J]. 南京中医药大学学报，2018，34(6)：621-624.
[25] 孙鑫，钱会南. 基于深度卷积网络的中药饮片图像识别[J]. 世界科学技术-中医药现代化，2017，19(2)：218-222.
[26] 耿创，宋品德，曹立佳. YOLO算法在目标检测中的研究进展[J]. 兵器装备工程学报，2022，43(9)：162-173.

基于深度学习的滇黄精“辨状论质”研究

（正文见 23－26 页）

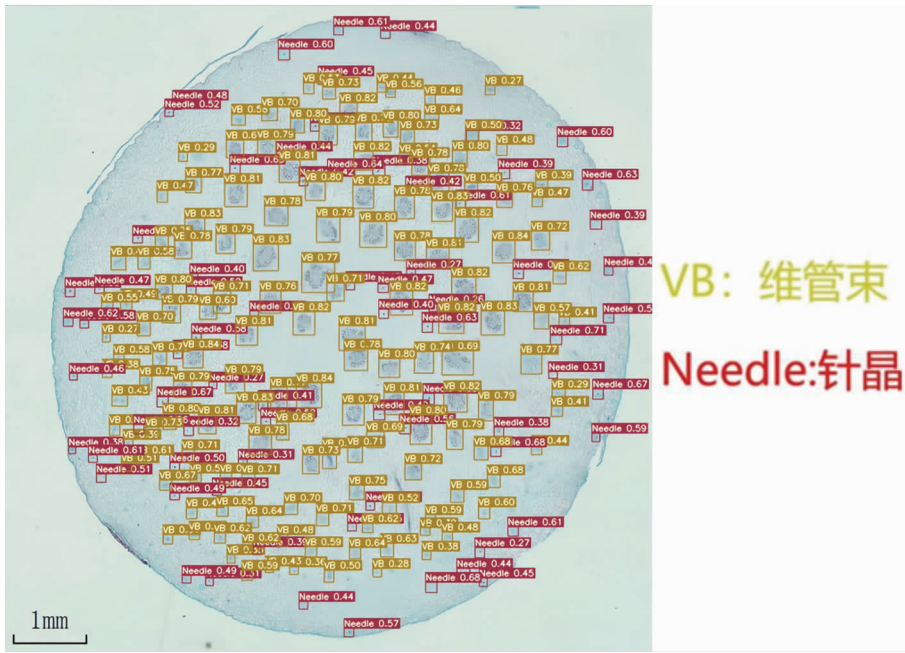
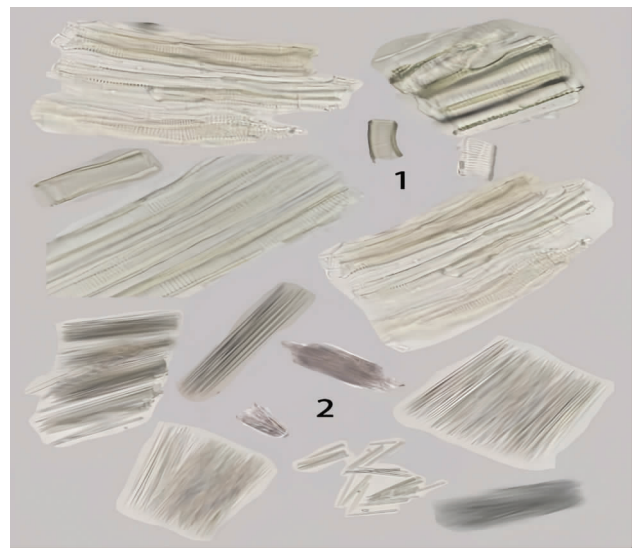


图 2　YOLOv7 识别示意图（40×）



图 4　马铃薯切面外观



注：1. 导管，2. 草酸钙针晶。

图 5　滇黄精粉末中导管与草酸钙针晶（100×）



图 3　不同批次滇黄精及多花黄精、鸡头黄精外观切片

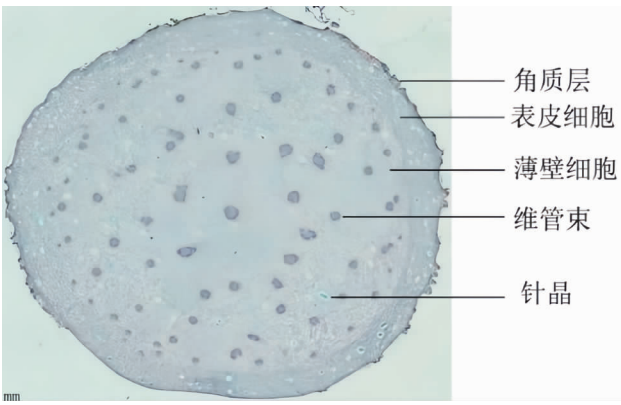


图 6　滇黄精显微切片图(40 ×)

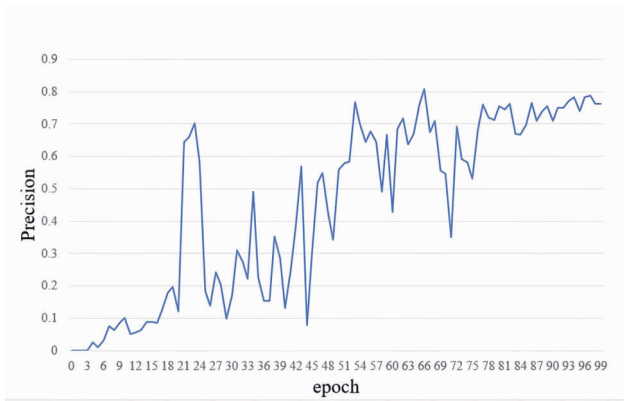


图 8　黄精显微切片 YOLOv7 识别结果(40 ×)

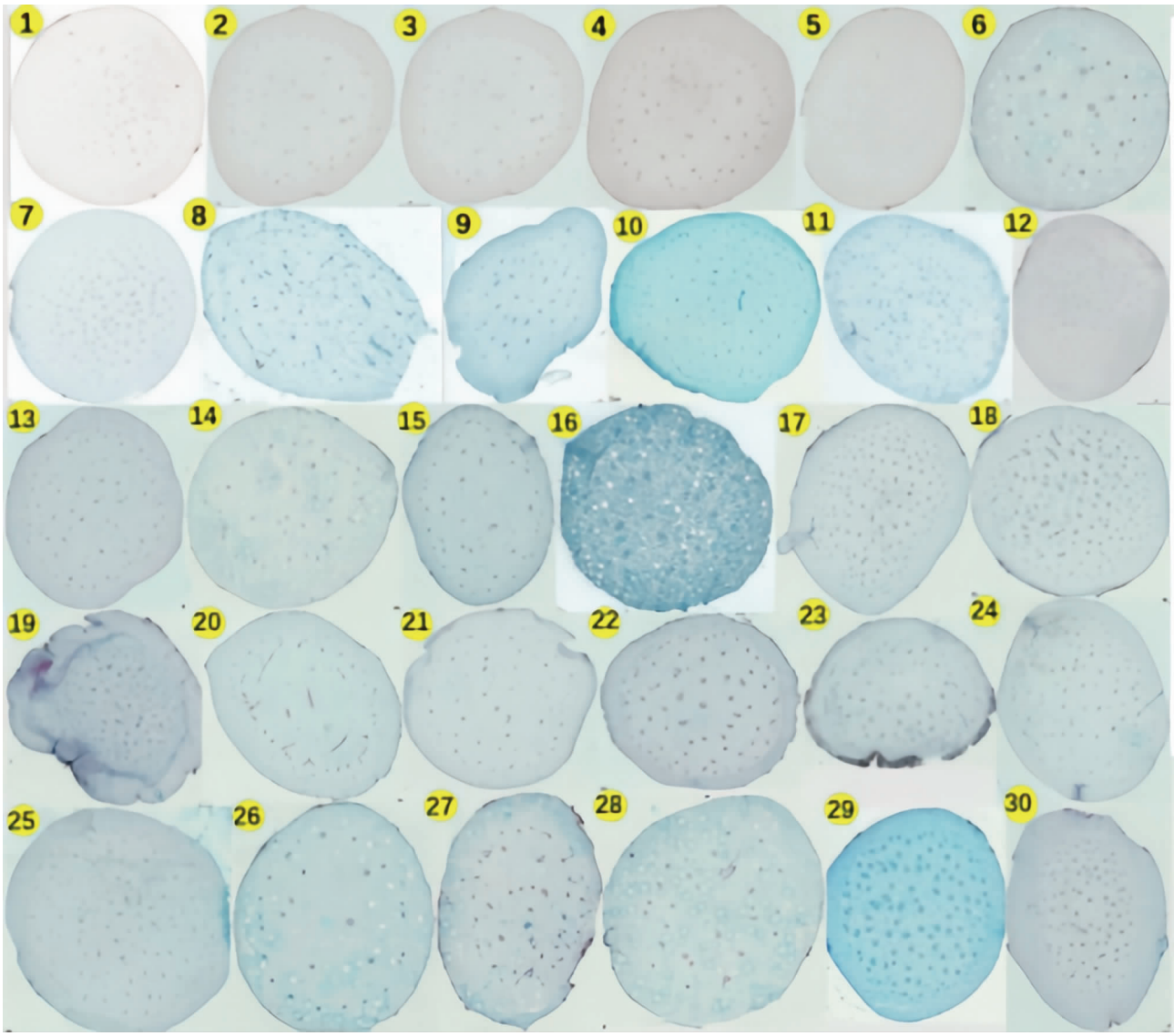


图 7　各批次黄精切片显微图(40 ×)

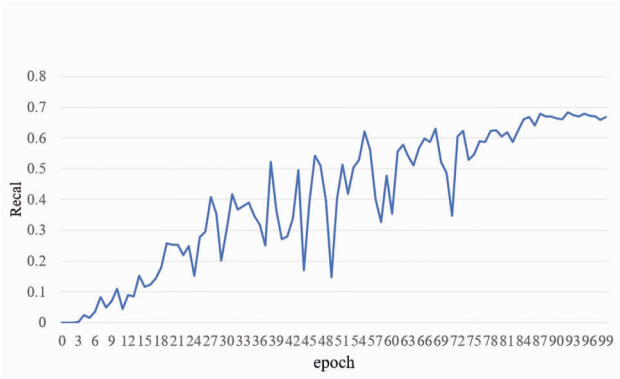


图 9　YOLOv7 模型精确率

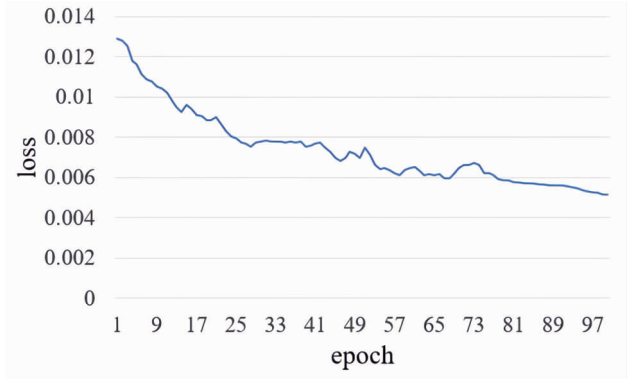


图 10　YOLOv7 模型召回率

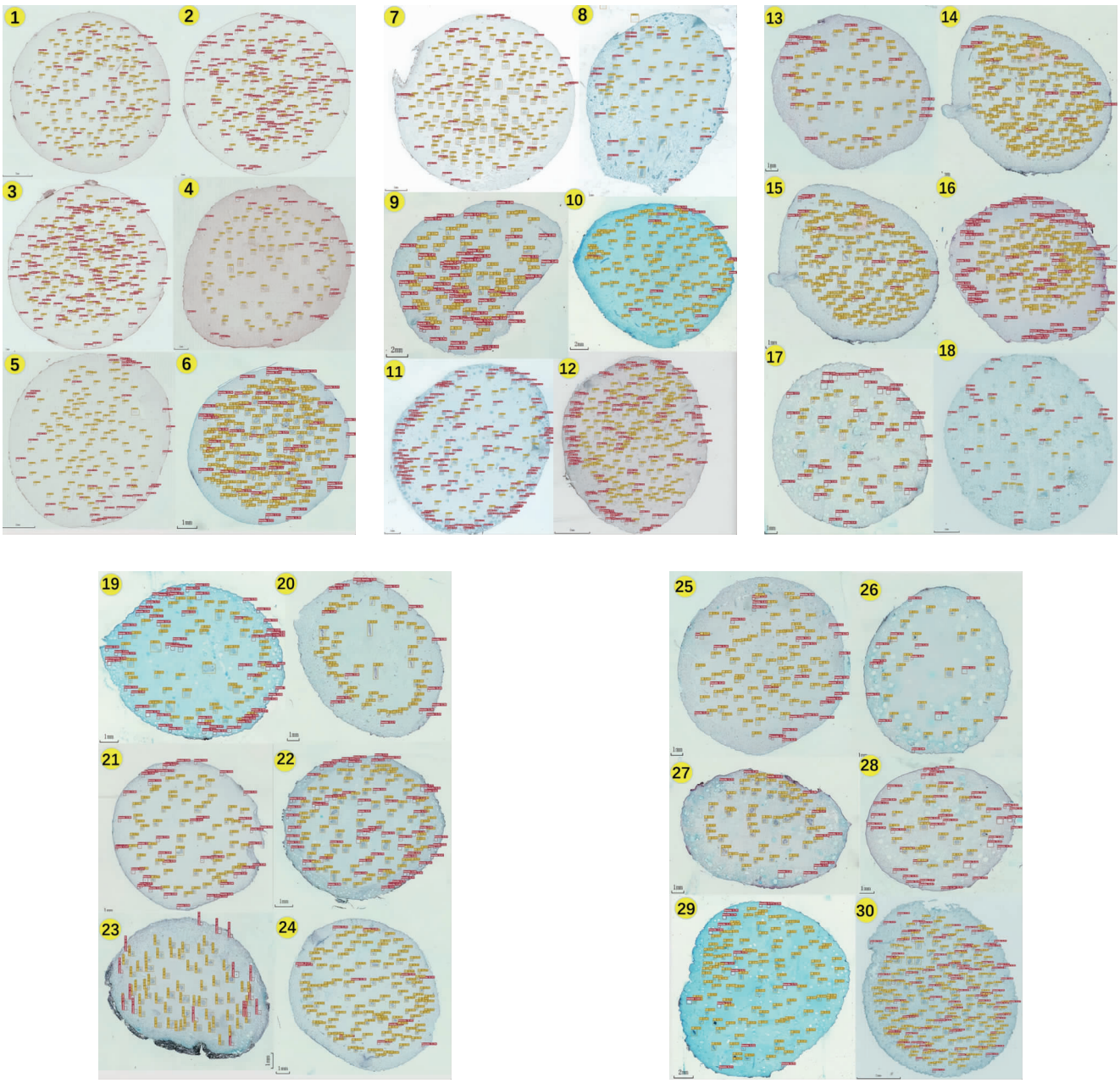


图 11　YOLOv7 模型损失率