基于卷积神经网络和光谱敏感度的高光谱遥感影像分类方法

成都理工大学，叶成名等，rsgis@sina.com

Cite this as: Cheng-ming Ye, Xin Liu, Hong Xu, Shi-cong Ren, Yao Li, Jonathan Li, 2020. Classification of hyperspectral images based on a convolutional neural network and spectral sensitivity. *Journal of Zhejiang University-SCIENCE A (Applied Physics & Engineering)*, 21(3):240-248. https://doi.org/10.1631/jzus.A1900085

研究依据和思路

- 高光谱遥感影像包含了丰富的光谱信息，为影像地物分类提供了更多特征
- 不同地物对不同电磁波段的敏感性不同，适当调整分类时不同波段对地物影响的权值可以提高分类的准确率
- 卷积神经网络是广泛应用于图像识别的深度学习算法，近年来也逐渐应用到遥感图像分类领域
- 将卷积神经网络和不同地物对不同电磁波段敏感性的差异结合，可以得到一个分类准确率更高的模型

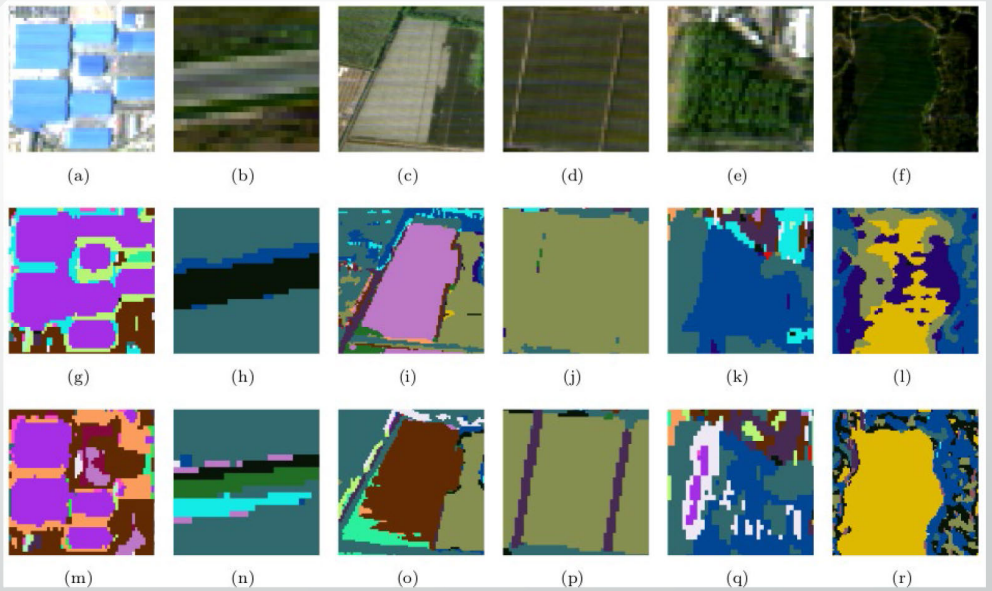
JZUSTA

光谱权重

从右图可明显看出不同地物对光学和红外波段的敏感性不同。利用分别仅使用光学和红外波段光谱信息的样本来训练模型，再将两个模型分类的误识别率（γ）和未识别率（δ）代入公式：

$$w_a = (\frac{0.243}{\delta_a + \varepsilon} + 0.374) \cdot \ln \frac{0.525}{\gamma_a + \varepsilon},$$

即可得出不同地物类别的光谱权重。其中a表示不同的地物类别，ε为一个小量（避免出现发散的权值）。



第一排为几类真实地物覆盖；第二、第三排分别为仅使用光学和红外波段作为样本训练后模型的分类结果

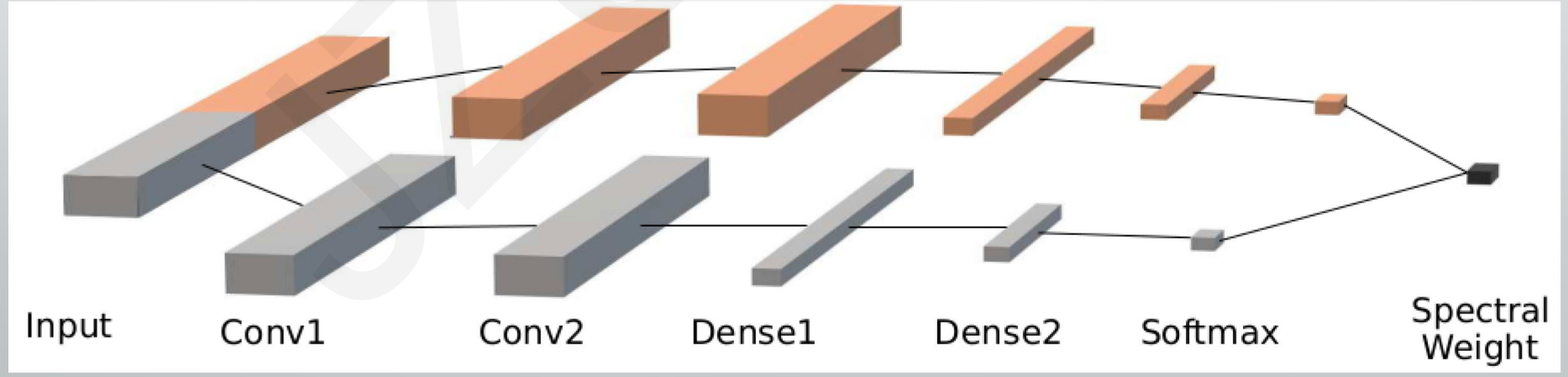
模型构建

将计算得到的光谱权重以下式与模型分类结果进行计算，得到加入光谱权重后的分类结果。

$$P = W^{\mathrm{V}} p^{\mathrm{V}} + W^{\mathrm{IR}} p^{\mathrm{IR}},$$

其中W为归一化后的光谱权重，p为原分类结果，V和IR分别代表光学和红外波段。

整个分类模型，包括卷积神经网络部分的结构如下图所示。



分类结果

- 与将整个光谱作为样本训练所得的模型相比，加入光谱权重后的模型的分类精度高约2%
- 如右表所示，将模型应用到公共数据集上的结果显示，该分类模型能提升约1%的分类精度

Table 4 Accuracies of public data sets

Type	KSC(%)			Botswana(%)		
	Whole spectral	Proposed	Improvement	Whole spectral	Proposed	Improvement
1	96.45	99.60	3.15	100.00	100.00	0.00
2	95.47	98.76	3.29	100.00	100.00	0.00
3	94.53	85.93	-8.60	100.00	100.00	0.00
4	93.25	88.89	-4.36	100.00	100.00	0.00
5	91.30	80.74	10.56	94.79	98.88	4.09
6	82.09	96.50	14.41	98.88	99.25	0.37
7	99.04	99.04	0.00	100.00	100.00	0.00
8	97.91	98.14	0.23	100.00	100.00	0.00
9	99.42	99.80	0.38	94.90	98.40	-3.50
10	100.00	100.00	0.00	98.79	99.59	0.80
11	100.00	100.00	0.00	98.68	100.00	1.32
12	99.76	100.00	0.24	100.00	100.00	0.00
13	100.00	100.00	0.00	100.00	100.00	0.00
14				100.00	100.00	0.00
Total	95.30	96.84	1.54	99.24	99.45	0.21

20% of samples were chosen as training sets, while 30% as validation sets, 50% as test sets.

JZUSTA