

УДК 631.4

З.ЗАБИДОВ¹, А.ГУЛИЕВ²

^{1,2} Институт Математики и Механики НАНА, г. Баку, Азербайджан

¹ zakir_zabidov@mail.ru, ²atabev.guliyev@outlook.com

КЛАССИФИКАЦИЯ ПОЧВЕННО-РАСТИТЕЛЬНОГО ПОКРОВА ПО СПЕКТРАЛЬНЫМ И ТЕКСТУРНЫМ ПРИЗНАКАМ

Приведены сравнительно-математические подходы к решению классификации растений-почв по дистанционным данным. Была исследована возможность применения автоматической классификации растений-почв по дистанционным данным методов классификации и распознавания, включенных в программную систему Matlab.

Ключевые слова: дистанционные данные, классификация, метрическое расстояние, тип почвы, идентификация, распознавание, текстурные признаки.

1. Введение. Быстрое развитие компьютерных наук и применение широкого спектра программных систем (например, Matlab, Matmatics, Mapple и т. Д.) позволили использовать спутниковые данные в различных вопросах идентификации и распознавания. При этом точность решаемой задачи зависит от многих факторов. Отметим некоторые из них.

- 1) Математическая постановка задачи, иными словами, адекватность математической модели реальной проблеме, поскольку при использовании модели принимаются определенные допущения (ограничения), что, в свою очередь, создает возможные погрешности;
- 2) Соответствующие математические задачи обычно по природе являются обратными задачами, и эти задачи являются не корректными;
- 3) Решение проблемы основано на статистических данных, значения этих данных являются случайными и варьируются в зависимости от многих факторов, обычно не являются достаточными;
- 4) Решение проблемы сопровождается с нахождением разных классов и крите-

рия классификации различия, и решение зависит от выбранного метода; и так далее.

По этой причине применение новых подходов и сравнительный анализ результатов, полученных с известными результатами, имеет большое значение, как с теоретической, так и с прикладной точки зрения.

Настоящая работа посвящена классификации растений-почв по спектральным признакам полученных дистанционными методами. Рассматривается проблема предварительного анализа информативности самих спектральных признаков и вычисленных на их основе текстурных признаков.

2. Методологическая основа и метод расчета. В общих чертах задача распознавания состоит в следующем. Рассматривается некоторое множество объектов $O = \{P_1, \dots, P_m\}$. Известно, что O представимо в виде объединения K подмножеств $M_1, \dots, M_k$, называемых классами. Наиболее общим определением класса является следующее: класс - это совокупность (семейство) объектов, обладающих какими то общими свойствами. Информация о свойствах объекта может быть получена путем наблюдений, измерений, оценок и т.п. и представлена совокупностью признаков, значения которых выражаются в числовых шкалах. Входящие в один тот же класс объекты считаются неразличимыми (эквивалентными), а каждый класс объектов характеризуется некоторым качеством, отличающим его от других классов. Вместе все классы должны составлять исходную совокупность объектов[1].

При принятии решения о выборе клас-

са, которому принадлежит анализируемый объект, возникает проблема его оценки по нескольким признакам и корректного учета этих оценок при их обобщении на этапе принятия итогового решения.

Математическая постановка задачи заключается в следующем:

Пусть классификация почв-растений известна в координатах (точках) заданной области $D\{P_i: i = \overline{1, m}\} \subset D$. Классы обозначим с $\{M_k: k = \overline{1, r}\}$: $M_i \cap M_j = \emptyset, i \neq j$. Таким образом, для $\forall i \in 1: m = \{1; 2; \dots; m\}$, $\exists k(i) \in 1: r$, справедливо $P_i \subset M_{k(i)}$.

Кроме того, в каждой точке $P \in D$ известны значения $W_k(P)$, $k = \overline{1, k}$ - данных полученных дистанционными методами на длинах волн $\{\lambda_k: k = \overline{1, k}\}$. Задача состоит в том, что $\forall P \in D$ относится ли к классу M_k , другими словами для $P \in D$ ищется число $\exists k(p) \in 1: r$, такое, что $P \in M_{k(p)}$ истинно. В нашем случае $r=2$ берется, другими словами, на основе известных значений расстояний, чтобы определить, что любая точка $P \in D$ принадлежит классу почвы или классу растений.

Сложная структура аэрокосмических наблюдений не позволяет эффективно решать задачи анализа данных по спектральным признакам непосредственно. Спектральные изображения объектов земной поверхности нестационарны, так как зависят от многих факторов, таких как рельеф, тип почв, климат, географическое положение местности. Чтобы повысить достоверность принимаемых решений, необходимо использовать априорную информацию о геометрии съемки, с одной стороны, и контекстную информацию самих изображений - с другой. Контекстная информация наблюдений выражается в виде пространственной организации элементов, границ, объектов. Знание контекста задачи, то есть ограничений, накладываемых на взаимные связи между компонентами изображения, повышает эффективность решающих правил. Простейшей формой контекстной информации для пикселя изображения является окрестность этого пикселя. В связи с этим

доказано утверждение о том, что объективное решающее правило, когда берется фрагмент целиком, эффективнее пиксельного решающего правила. Другой формой контекстной информации служит понятие текстуры, являющееся функционалом наборов пикселей фрагмента[2].

Для вычисления значений текстурных признаков используются метод LBP (Local binary pattern) гистограмм. Метод LBP описывает пространственную структуру изображения по локальной структуре текстуры[3].

3. Результаты расчетов. В данной работе хлопковое поле Гаджигабульского района Азербайджанской Республики было принято, как за исследуемую территорию D . Классификация почвенно-растительного покрова проводилась с использованием метрических расстояний и методов классификации. В качестве спектральных данных использовались данные полученных на спектральных каналах (синий, зеленый, красный и ближний инфракрасный) с помощью беспилотного летательного аппарата XA-Rotor-1000 X-8. Мультиспектральные изображения были сняты с полетной высоты 34 метра в 12 часов 06.09.2018. Изображение района исследования приведено на рисунке 1. Здесь также отмечено выбранных m точек $\{P_i: i = \overline{1, m}\} \subset D$. В нашем случае $m=36$. Визуально, 10 из них классифицируются как класс почвы, а остальные 26 относятся к классу растений.

Пиксельные координаты и значений спектральных данных, выбранных точек $\{P_i: i = \overline{1, m}\} \subset D$ приведены в таблице 1.

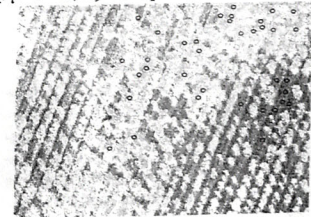


Рисунок 1. Изображение местности и выбранных точек

Таблица 1.

Значения спектральных признаков					
№ строке	№ столбца	Спектральные интервалы			
		(530-570) нм	(630-670) нм	(820-870) нм	
1	364	15	220	223	231
2	431	26	218	222	231
3	399	73	214	218	227
4	472	71	231	232	237
5	467	28	221	223	230
6	358	48	235	234	245
7	282	98	222	223	226
8	302	95	213	215	227
9	283	173	239	241	243
10	207	171	219	222	232
11	221	136	213	216	223
12	237	72	219	222	229
13	307	117	216	220	231
14	361	37	229	230	236
15	378	78	222	221	233
16	456	218	190	162	128
17	451	241	212	191	170
18	439	260	216	210	178
19	418	260	206	186	151
20	380	245	200	184	151
21	307	227	234	235	240
22	315	210	238	240	242
23	192	225	229	229	231
24	201	317	227	230	235
25	160	342	233	234	239
26	219	156	237	232	240
27	178	137	221	224	232
28	433	71	221	221	233
29	414	64	222	225	232
30	411	50	251	245	251
31	342	35	246	246	247
32	204	37	217	206	187
33	418	330	190	157	135
34	458	191	215	196	167
35	441	190	206	186	159
36	463	246	208	170	136

В настоящем исследовании классификация почвенно-растительного покрова выполняется с использованием метрических расстояний и методов классификации. Здесь каждая точка рассматривается как объект, который описывается спектральными признаками и определяется, какому классу принадлежит этот объект.

Значения текстурных признаков в пиксельных координатах выбранных точек

$\{P_i; i = \overline{1, m}\} \subset D$ были рассчитаны методом LBP (Local binary pattern) гистограмм. Пиксельные координаты выбранных точек $\{P_i; i = \overline{1, m}\} \subset D$ и значения текстурных признаков приведены в таблице 2.

Таблица 2.

Значения текстурных признаков					
№ строке	№ столбца	Значения текстурных признаков			
		(530-570) нм	(630-670) нм	(820-870) нм	
1	364	15	34	0	32
2	431	26	109	104	238
3	399	73	232	236	236
4	472	71	28	51	115
5	467	28	16	17	17
6	358	48	226	238	238
7	282	98	40	64	122
8	302	95	11	9	9
9	283	173	251	251	248
10	207	171	255	255	255
11	221	136	235	239	255
12	237	72	47	47	47
13	307	117	43	43	43
14	361	37	187	251	251
15	378	78	255	255	251
16	456	218	215	198	199
17	451	241	73	217	253
18	439	260	255	255	182
19	418	260	0	0	5
20	380	245	148	148	150
21	307	227	223	223	207
22	315	210	186	250	254
23	192	225	183	191	191
24	201	317	144	241	48
25	160	342	255	255	254
26	219	156	235	235	97
27	178	137	7	71	1
28	433	71	79	143	15
29	414	64	4	102	68
30	411	50	160	228	130
31	342	35	213	223	213
32	204	37	3	1	27
33	418	330	64	64	64
34	458	191	22	54	246
35	441	190	251	251	251
36	463	246	0	112	80

Функции "pdist", "linkage" и "cluster", включенные в пакетные программы

MATLAB, использовались для выполнения вычислений, которые привели к определению какому классу принадлежит каждый объект [4]. В расчетах в качестве метрического расстояния использовались "Евклидово" расстояние. Было применено алгоритм классификации "ближайшего соседа".

Пиксельные координаты выбранных точек $\{P_i; i = \overline{1, m}\} \subset D$ и полученные результаты приведены в таблице 3.

Таблица 3.

Результаты классификаций точек по признаком

	№ строке	№ столбца	Типы классов определенных по спектраль- ным признаком	Типы классов определенных по текстурным признаком
1	364	15	растения	почв
2	431	26	растения	растения
3	399	73	растения	растения
4	472	71	растения	почв
5	467	28	растения	почв
6	358	48	растения	растения
7	282	98	растения	почв
8	302	95	растения	почв
9	283	173	растения	растения
10	207	171	растения	растения
11	221	136	растения	растения
12	237	72	растения	почв
13	307	117	растения	почв
14	361	37	растения	растения
15	378	78	растения	растения
16	456	218	почв	растения
17	451	241	почв	растения
18	439	260	почв	растения
19	418	260	почв	почв
20	380	245	почв	растения
21	307	227	растения	растения
22	315	210	растения	растения
23	192	225	растения	растения
24	201	317	растения	растения
25	160	342	растения	растения
26	219	156	растения	растения
27	178	137	растения	почв
28	433	71	растения	почв

29	414	64	растения	почв
30	411	50	растения	растения
31	342	35	растения	растения
32	204	37	почв	почв
33	418	330	почв	почв
34	458	191	почв	растения
35	441	190	почв	растения
36	463	246	почв	почв

Результаты классификаций точек по признаком приведены на рисунке 2.

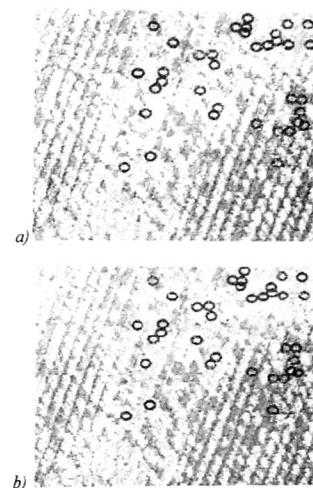


Рисунок 2. Классификация точек а) по спектральным признаком, в) по текстурным признаком.

4. Заключение. Показано, что в задачах классификации объектов, "Утверждение о том, что объективное решающее правило, когда берется фрагмент целого, эффективнее пиксельного решающего правила", не всегда верно.

Литературы

- С.И. Колесникова. Методы анализа информативности разнотипных признаков //Вестник Томского Государст-

венного Университета, 2009, № 1(6), сс. 69-80.

2. Н.В. Колодникава, Обзор текстурных признаков для задач распознавания образов // Доклады ТУСУРа, Автоматизированные системы обработки информации, управления и проектирования, 2004 г., сс.113-124.
3. И.Л. Ковалева. Текстурные признаки изображений, Белорусский Национальный Технический Университет, Минск, 2010, с.26.
4. В. Дьяконов, В. Круглов Математические пакеты расширения Matlab специальный справочник, Издательство Питер, с. 488.

Z. Zabidov, A.Guliyev

Classification of land cover by spectral and textural characteristics

ABSTRACT

The rapid development of computer science and applications of the broad spectrum of programmable systems(eg, Matlab, Mathematics, Mapple, etc.) have enabled the use of satellite data in different identity problems and recognition. The application of new approaches and a comparative analysis of the results obtained with known results is of great importance, both from a theoretical and applied point of view.

This article is devoted to the classification of soil plants according to spectral characteristics obtained by remote sensing methods. The problem of preliminary analysis of the informativeness of the spectral features themselves and the textural features calculated on their basis is considered.

The LBP (Local binary pattern) histo-

gram method is used to calculate the values of textural attributes. The LBP method describes the spatial structure of the image according to the local structure of the texture.

In this article, the cotton field of the Hajigabul region of the Azerbaijan Republic was taken as the study area. The classification of land cover was carried out using metric distances and classification methods. The data obtained on the spectral channels (blue, green, red, and near infrared) were used as spectral data using an unmanned aerial vehicle XA-Rotor-1000 X-8. The "pdist", "linkage" and "cluster" functions included in the MATLAB batch programs were used to perform the calculations that led to the definition of which class each object belongs to. In the calculations, the Euclidean distance was used as the metric distance. The "nearest neighbor" classification algorithm was applied.

Given comparative mathematical approaches to the solution of the classification of plants-soil using remote data. Investigated the possibility of applying the automatic classification of soil plants according to the remote data of the classification and recognition methods included in the Matlab software system.

It is shown that in the problems of classification of objects, "The statement that the objective decision rule, when a fragment is taken as a whole, more efficient than the pixel decision rule," is not always true.

Keywords: remote data, classification, metric distance, soil type, identification, recognition, textural signs.

*Məqaləyə Riyaziyyat və Mexanika
İnstitutunun Hesablama riyaziyyatı və
informatika şöbəsinin müdiri t.ü.f.d.,
dosenti H.Nağıyev rəy vermişdir.*