

ХИМИЧЕСКИЕ ТЕХНОЛОГИИ

УДК 676.017:535.6:519.2

DOI 10.52928/2070-1616-2026-55-3-105-111

АНАЛИЗ ЦВЕТОВЫХ ХАРАКТЕРИСТИК МАКУЛАТУРЫ МАРОК МС-1А – МС-4А
МЕТОДАМИ МНОГОМЕРНОГО СТАТИСТИЧЕСКОГО АНАЛИЗА

д-р хим. наук, проф. М.А. ЗИЛЬБЕРГЛЕЙТ, канд. техн. наук, доц. И.В. НИКОЛАЙЧИК
(Белорусский государственный технологический университет, Минск)

д-р техн. наук, проф. Н.П. МИДУКОВ
(Санкт-Петербургский государственный университет промышленных технологий и дизайна)

Приведены результаты исследования макулатур класса А методами цветометрии. Рассмотрена система цветовых характеристик макулатуры, базирующихся на различных цветовых моделях: RGB, CMYK, HSB, Lab, в признаки было также включен показатель среднеквадратичного отклонения по серому. Цель работы – сокращение числа признаков для последующей идентификации объектов. В качестве метода обработки данных были использованы методы кластерного и факторного анализа. Показано, что агрегация признаков лишь частично совпадает с цветовой моделью, а величина среднеквадратичного отклонения по серому в большинстве случаев не агрегируется с остальными признаками.

Ключевые слова: макулатура класса А, цветовые характеристики, цветовые модели, кластерный и факторный анализ, отбор признаков.

Введение. В современной полиграфической промышленности качество макулатуры марок МС-1А – МС-4А играет ключевую роль в обеспечении стабильности цветопередачи и эффективности производственных процессов. Макулатура этих марок, широко используемая в офсетной печати, характеризуется значительной вариабельностью цветовых параметров, обусловленной различиями в химическом составе, условиях хранения и методами переработки. Традиционные методы оценки цветовых характеристик, такие как визуальный анализ или однопараметрические измерения, часто не учитывают многомерную природу данных, что приводит к недостаточной точности прогнозирования и оптимизации.

Поставленная проблема связана с тем, что современные методы классификации макулатуры по ГОСТ 10700-97 «Макулатура бумажная и картонная. Технические условия» базируются на органолептическом анализе и поэтому являются неточными, субъективными и требуют значительных материальных затрат. В то же время основная тенденция методов классификации различных видов природного и искусственного сырья базируется на машинных методах цифрового зрения, что позволяет повысить точность и экспрессивность анализа.

Как известно, бумажная макулатура подразделяется на три класса А, Б, В. Настоящая работа посвящена анализу цветовых характеристик макулатуры первого класса: марок МС-1А – МС-4А с применением методов многомерного статистического анализа, включая методы факторного анализа, главных компонент, кластерного анализа.

Цель исследования – выявить ключевые факторы вариабельности цветовых параметров, установить классификацию образцов и разработать модели для контроля качества. Полученные результаты позволят повысить надежность отбора макулатуры и минимизировать брак в производстве.

Обзор литературы по данному направлению показал, что число работ, посвященных данной проблеме, крайне невелико, и в основном они сосредоточены на проблемах цветового анализа загрязнений общих отходов, в т.ч. и макулатуры^{1,2} [1–12].

В задачах многомерной классификации, где каждый объект описывается большим количеством признаков (дескрипторов), ключевой проблемой является «проклятие размерности». Избыточное количество переменных не только увеличивает вычислительные затраты, но и может ухудшить качество классификации из-за наличия шума, мультиколлинеарности и нерелевантных признаков. В этой связи этап отбора и преобразования дескрипторов становится достаточно важной задачей. В научной практике для решения этой задачи широко применяются три взаимодополняющих метода: кластерный анализ [13], метод главных компонент (РСА) [13] и факторный анализ (ФА) [13]. Их комбинированное использование позволяет перейти от исходного пространства признаков к более компактному, информативному и интерпретируемому подпространству, оптимальному для последующего построения классификационных моделей.

¹ US Patent No. 6, 250, 472, (2001). Paper Sorting System / M. Grubbs, G. R. Kenny and P. G. Gaddis.

² US Patent No. 7, 081, 594, (2006). Optical Paper Sorting Method Device and Apparatus / Z. Khalfan and S. Greenspan.

Среди методов кластерного анализа наиболее широкое применение получили задачи с использованием меры сходства на основании расстояния Евклида, расстояния Хэмминга, а также различных характеристик, взятых из корреляционного анализа. Группа алгоритмов основана на ряде методов типа методов ближнего и дальнего соседа, простого среднего, метода Варда и др.

Результатом этого метода является дендрограмма – древовидная структура, наглядно отображающая иерархию сходства дескрипторов. Анализируя дендрограмму, исследователь устанавливает пороговое значение сходства (или просто «разрезает» дерево на определенной высоте). Все дескрипторы, попавшие в один кластер выше этого порога, считаются сильно коррелированными и несут сходную информацию. Из каждого такого кластера для дальнейшего анализа выбирается один наиболее репрезентативный признак (например, имеющий наибольшую среднюю корреляцию с другими признаками кластера или наибольшую дискриминационную способность относительно целевых классов). Таким образом, процедура позволяет значительно сократить размерность и устранить избыточность.

РСА применяется после или вместо кластеризации признаков для кардинального сокращения размерности с минимальными потерями информации.

Этот метод выполняет ортогональное линейное преобразование исходных, возможно, коррелированных переменных в новый набор некоррелированных переменных – главных компонент (ГК). Компоненты упорядочены по убыванию дисперсии, которую они объясняют. Первая ГК соответствует направлению максимальной изменчивости данных, вторая – максимальной изменчивости в ортогональном подпространстве к первой и т.д.

РСА не производит отбор исходных дескрипторов в прямом смысле, а создает новые, синтетические признаки. Для классификации отбирается не все множество ГК, а только первые k компонент, кумулятивная дисперсия которых превышает заданный порог (например, 80–95%). Эти k ГК заменяют собой сотни исходных переменных. Преимущество подхода – гарантированная ортогональность новых признаков и максимальное сохранение дисперсии. Однако интерпретируемость ГК может быть затруднена, т.к. они являются линейными комбинациями всех исходных дескрипторов с различными весами. Тем не менее, по нагрузкам РСА можно сгруппировать признаки.

В отличие от РСА, который фокусируется на объяснении дисперсии, ФА нацелен на объяснение ковариаций (корреляций) между наблюдаемыми переменными. Метод предполагает, что наблюдаемые корреляции между p дескрипторами обусловлены их зависимостью от меньшего числа m скрытых (латентных) переменных – общих факторов. Модель факторного анализа описывает каждый исходный признак как линейную комбинацию этих общих факторов плюс уникальный фактор (шум, специфичную для данного признака вариацию).

Результатом ФА являются «факторные нагрузки» – коэффициенты корреляции между исходными дескрипторами и выделенными латентными факторами. Анализ матрицы нагрузок позволяет: структурировать и интерпретировать признаки. Дескрипторы, имеющие высокие нагрузки на один фактор, образуют содержательно осмысленную группу, произвести обоснованный отбор. В рамках каждого выделенного фактора можно отобрать несколько дескрипторов с наибольшими факторными нагрузками, которые наилучшим образом представляют данный латентный конструкт, использовать факторные значения. Как и в РСА, для каждого объекта можно вычислить его проекцию на выделенные факторы (факторные значения). Эти значения, являясь некоррелированными оценками латентных переменных, затем используются как входные данные для классификаторов.

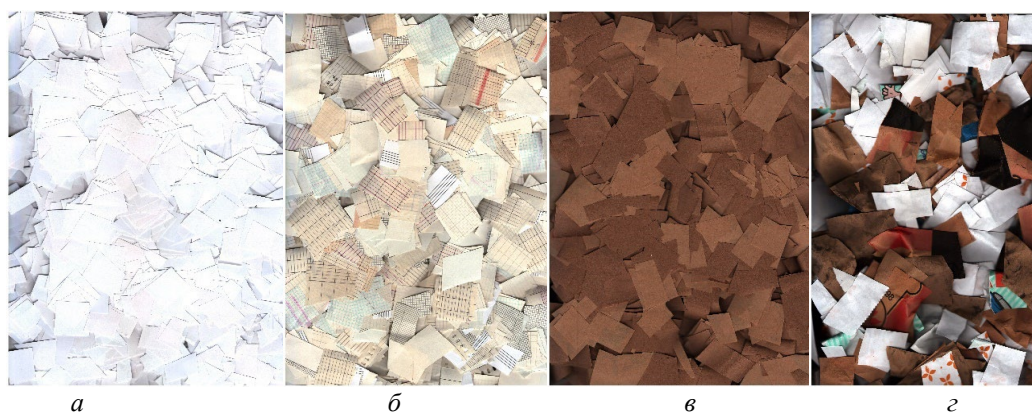
Таким образом, процесс отбора дескрипторов для многомерной классификации, основанный на комбинации кластерного анализа, метода главных компонент и факторного анализа, представляет собой мощный методический аппарат.

Экспериментальные методы исследования. Характеристики макулатуры марок МС-1А – МС-4А регулируются ГОСТ 10700-97 «Макулатура бумажная и картонная. Технические условия». Ниже приведены основные описания этих марок согласно стандарту.

МС-1А: Отходы производства белой бумаги (кроме газетной) – чистая белая бумага без печати, линовки или покрытий. МС-2А: Отходы производства белой бумаги (кроме газетной) в виде обрезков с линовкой и черно-белой или цветной полосой. МС-3А: Картон из белой целлюлозы без печати (немелованный). МС-4А: Отходы производства бумаги из сульфатной небеленой целлюлозы (упаковочная, электроизоляционная, мешочная и т.п.), допускаются бумажные мешки из-под каолина, цемента и аналогичных материалов по согласованию.

Макулатуру отбирали согласно ГОСТ 10700-97 и разрезали на куски размером примерно 1,5–2,5 см. Полученную массу выкладывали на стекло сканера Canon MF 4010 Series таким образом, чтобы верхний слой был как можно более равномерно. Поверх слоя макулатуры помещали лист черной бумаги и сканировали с разрешением 600 dpi, в цветном формате. Файл сохранялся в формате RGB и характеризовался размером 4961x7016 пикселей. Полученные изображения характеризовались значением параметров цифровой модели в каналах RGB, вычислялись их средние значения, среднеквадратичные отклонения, а также среднеквадратичное отклонение в градациях серого. Значения параметров RGB преобразовывались в модели CMYK, HSB, Lab с вычислением значений этих параметров. Кроме того, в матрицу данных было включено среднеквадратичное отклонение по серому. Для обработки данных в качестве меры близости использовались расстояния Евклида, расстояния Хэмминга.

На рисунке 1 представлены изображения макулатуры МС-1А – МС-4.



***a* – макулатура марки МС-1А; *б* – макулатура марки МС-2А; *в* – макулатура марки МС-3А; *г* – макулатура марки МС-4А**

Рисунок 1. – Отсканированные изображения моделей макулатуры марок МС-1А - МС-4

Для первичного анализа было отобрано 8 образцов макулатуры для каждого из классов, фрагменты характеристик которых приведены в таблицах 1 и 2. В таблице 3 и на рисунках 2–4 представлены результаты кластеризации изученных объектов, полученных различными методами для числа кластеров, равных 5. Выбор числа кластеров обусловлен использованием четырех цветовых систем и включением в материалы для обработки среднеквадратичного отклонения в градациях по серому.

Таблица 1. – Цветовые характеристики макулатуры МС-1А для координат цвета RGB и CMYK

R	G	B	C	M	Y	K
1	2	3	4	5	6	7
109,08	71,788	55,444	57,2	70,9	78,3	57,3
111,721	73,254	56,366	56,2	69,4	77,9	56,2
114,036	74,83	57,504	55,3	67,8	77,5	55,3
115,681	76,188	58,545	54,5	66,5	77,1	54,6
117,77	77,679	59,697	53,8	65,2	76,6	53,8
116,875	76,835	58,995	54,1	66,0	76,9	54,2
109,08	71,788	55,444	57,2	70,9	78,3	57,3
119,9	78,758	60,363	53,0	64,2	76,3	53,0
217,14	205,711	187,995	0	5,26	13,42	14,85
214,104	203,674	186,535	0	4,87	12,88	16,04
214,155	203,055	185,994	0	5,18	13,15	16,02
213,71	203,107	186,108	0	4,96	12,92	16,19
215,599	205,102	187,859	0	4,87	12,87	15,45
216,853	206,517	189,506	0	4,76	12,61	14,96
216,028	205,605	188,7	0	4,83	12,65	15,28
216,514	205,313	187,751	0	5,18	13,29	15,09
237,04	238,5	243,71	7,04	6,47	4,43	0
240,35	241,23	245,81	5,78	5,38	3,6	0
240,04	240,81	245,12	5,92	5,66	3,87	0
241,75	242,41	246,17	5,19	4,96	3,5	0
239,59	239,96	244,13	6,04	5,94	4,26	0
238,23	238,80	243,63	6,58	6,35	4,46	0
237,75	238,53	243,62	6,77	6,46	4,46	0
238,96	239,64	244,38	6,29	6,02	4,17	0
130,579	112,791	106,762	0	13,59	18,25	48,81
166,645	154,863	152,216	0	7,07	8,66	34,65
166,573	154,491	151,518	0	7,25	9,04	34,68
145,937	132,895	128,884	0	8,94	11,69	42,77
156,417	146,384	143,687	0	6,42	8,14	38,66
159,633	147,925	144,125	0	7,3	9,68	37,42
162,659	152,645	150,178	0	6,16	7,67	36,21
171,894	160,006	157,001	0	6,92	8,66	32,59

Таблица 2. – Цветовые характеристики макулатуры MC-1A для координат цвета H, S, V и Lab

H	S	V	L	a	b	StdV
1	2	3	4	5	6	7
359,9	49,1	42,8	29,18	19,77	11,14	30,473
359,9	49,5	43,8	29,93	19,81	11,18	30,179
359,9	49,6	44,7	30,66	19,83	11,21	29,917
359,9	49,4	45,4	31,26	19,85	11,24	30,46
359,9	49,4	46,2	31,91	19,88	11,27	30,081
359,9	49,5	45,8	31,56	19,86	11,25	29,947
359,9	49,1	42,8	29,17	19,76	11,13	30,473
359,9	49,7	47	32,55	19,89	11,29	28,563
37,56	13,43	85,15	85,02	2,09	12,73	39,05
36,69	12,87	83,96	83,86	2,11	12,34	38,678
35,91	13,16	83,98	83,88	2,09	12,33	39,778
36,86	12,91	83,81	83,71	2,12	12,4	40,079
36,95	12,87	84,55	84,45	2,08	12,4	40,128
37,22	12,61	85,04	84,94	2,06	12,44	39,139
37,07	12,65	84,72	84,62	2,08	12,39	38,815
36,93	13,29	84,91	84,81	2,09	12,58	37,588
56,72	6,51	95,52	94,33	0,45	-2,66	26,506
55,86	5,58	96,4	95,3	0,6	-2,31	23,465
58,02	5,84	96,13	95,19	0,59	-2,37	25,194
57,07	5,1	96,5	95,44	0,55	-2,2	24,797
58,44	6,02	95,74	95,03	0,6	-2,41	25,295
58,31	6,49	95,54	94,32	0,57	-2,59	26,063
57,99	6,69	95,54	94,32	0,58	-2,59	26,735
58,36	6,25	95,83	94,62	0,59	-2,49	24,606
10,53	18,25	51,21	48,31	14,92	10,77	78,375
7,86	8,66	65,35	64,83	9,7	5,56	75,112
8,19	9,04	65,32	64,67	9,91	5,72	73,122
8,44	11,69	57,23	56,31	11,28	7,34	76,843
8,4	8,14	61,34	61,49	9,5	5,87	75,309
10,26	9,68	62,58	62,44	10,42	6,55	72,196
8,79	7,67	63,79	63,7	9,1	5,16	70,314
8,75	8,66	67,41	66,38	10,07	6,04	71,013

В дальнейшем с целью упрощения описания значениям координат цвета были присвоены следующие обозначения: Cul_1-R, Cul_2-G, Cul_3-B, Cul_4-C, Cul_5-M, Cul_6-Y, Cul_7-K, Cul_8-H, Cul_9-S, Cul_10-B, Cul_11-L, Cul_12-a, Cul_13-b, Cul_14-StdV.

Таблица 3. – Результаты кластеризации (мера близости – расстояние Евклида)

Метод кластеризации						
переменная	ближнего соседа	дальнего соседа	центроидный	медиана	групповое среднее	Варда
Col_1	1	1	1	1	1	1
Col_10	1	1	1	1	1	1
Col_11	1	1	1	1	1	1
Col_2	1	1	1	1	1	1
Col_3	1	1	1	1	1	1
Col_12	2	2	2	2	2	2
Col_7	2	2	2	2	2	2
Col_13	3	3	3	3	3	3
Col_14	4	4	4	4	4	4
Col_4	5	5	5	5	5	5
Col_5	5	5	5	5	5	5
Col_6	5	5	5	5	5	5
Col_8	5	5	5	5	5	5
Col_9	5	5	5	5	5	5

Как следует из полученных данных (см. таблицу 3), независимо от метода обработки дескриптеры в кластерах распределились следующим образом: кластер 1 – Col_1, Col_11, Col_10, Col_2, Col_3; кластер 2 – Col_12, Col_7; кластер 3 – Col_13; кластер 4 – Col_14; кластер 5 – Col_4, Col_5, Col_6, Col_8, Col_9.

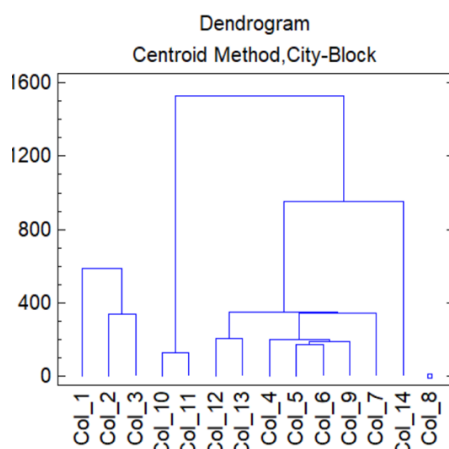


Рисунок 2. – Дендограмма распределения кластеров цветовых характеристик макулатур (центроидный метод, расстояние по Хэммингу)

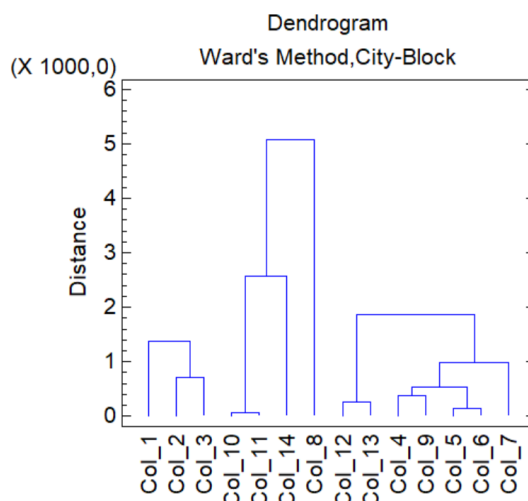
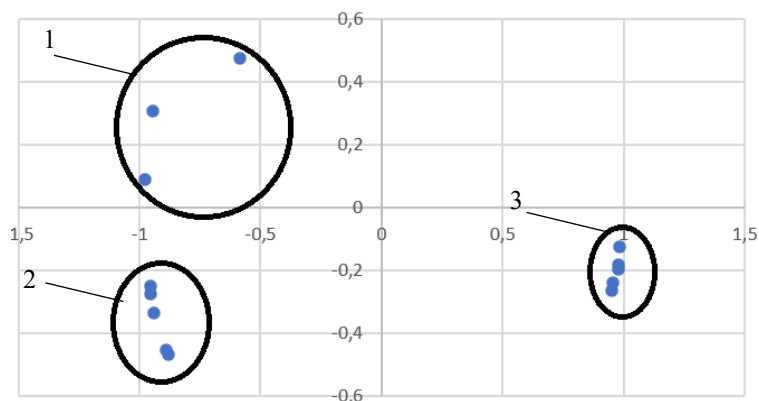


Рисунок 3. – Дендограмма распределения кластеров цветовых характеристик макулатур (метод Варда, расстояние по Хэммингу)



1 – Col_1–Col_4; 2 – Col_5–Col_8; 3 – Col_9–Col_13

Рисунок 4. – Факторные нагрузки цветового анализа образцов макулатуры (центроидный метод, без ротации)

Для уменьшения числа кластера были использованы центроидный метод (2 кластера) и метод Варда (3 кластера), а в качестве меры близости расстояние по Хэммингу (City Block). В этом случае были получены следующие кластеры (Вард): кластер 1 – Col_1, Col_2, Co_3; кластер 2 – Col_10, Col_11, Col_14, и кластер 1 – Col_1, Col_2, Co_3; кластер 2 – все остальные цветовые характеристики. Из дендограмм легко получить любое деление выборки на кластеры – от 2 до 5.

Хотя использование мер сходства, основанных на вычислении коэффициента корреляции для кластерного анализа, редко используется, были проведены соответствующие вычисления с использованием в качестве алгоритма метода межгрупповой средней связи. При этом были выделены следующие кластеры: кластер 1 – Col_1, Col_2, Col_10, Col_11, Col_3; кластер 2 – Col_4, Col_5, Col_6, Col_8, Col_9; кластер 3 – Col_7, Col_12; кластер 4 – Col_14; кластер 5 – Col_15.

Ниже приведен список пар дескрипторов, имеющих статистически значимую корреляцию (имеют P -значения ниже 0,05, что указывает на статистически значимые ненулевые корреляции на уровне доверия 95,0%.):

Col_1, Col_10; Col_1, Col_11; Col_1, Col_12; Col_1, Col_13; Col_1, Col_2; Col_1, Col_3; Col_1, Col_4; Col_1, Col_5; Col_1, Col_6; Col_1, Col_7; Col_1, Col_9; Col_10, Col_11; Col_10, Col_12; Col_10, Col_13; Col_10, Col_2; Col_10, Col_3; Col_10, Col_4; Col_10, Col_5; Col_10, Col_6; Col_10, Col_7; Col_10, Col_9; Col_11, Col_12; Col_11, Col_13; Col_11, Col_2; Col_11, Col_3; Col_11, Col_4; Col_11, Col_5; Col_11, Col_6; Col_11, Col_7; Col_11, Col_8; Col_11, Col_9; Col_12, Col_13; Col_12, Col_2; Col_12, Col_3; Col_12, Col_4; Col_12, Col_5; Col_12, Col_6; Col_12, Col_7; Col_12, Col_8; Col_12, Col_9; Col_13, Col_2; Col_13, Col_3; Col_13, Col_4; Col_13, Col_5; Col_13, Col_6; Col_13, Col_9; Col_14, Col_4; Col_14, Col_5; Col_14, Col_6; Col_14, Col_7; Col_14, Col_8; Col_14, Col_9; Col_2, Col_3; Col_2, Col_4; Col_2, Col_5; Col_2, Col_6; Col_2, Col_7; Col_2, Col_8; Col_2, Col_9; Col_3, Col_4; Col_3, Col_5; Col_3, Col_6; Col_3, Col_7; Col_3, Col_8; Col_3, Col_9; Col_4, Col_5; Col_4, Col_6; Col_4, Col_7; Col_4, Col_8; Col_4, Col_9; Col_5, Col_6; Col_5, Col_8; Col_5, Col_9; Col_6, Col_8; Col_6, Col_9; Col_7, Col_8; Col_7, Col_9; Col_8, Col_9.

Применение метода факторного анализа показало практически одинаковые результаты с кластерным анализом. Доля двух факторов покрывала более 96% дисперсии, что оказалось вполне достаточной для интерпретации результатов, поэтому на рисунке 4 приведены результаты нагрузки факторов F1 и F2 для центроидного метода. Как следует из полученных данных, можно выделить 3 кластера: кластер 1 – Col_1, Co_3, Col_10, Col_2; кластер 2 – Col_12, Co_13, Col_7; кластер 3 – Col_4, Col_5, Col_6, Col_8, Col_9. Использование метода главных компонент привело к аналогичным результатам.

В целом, группируя полученные результаты, можно отметить: чаще всего один устойчивый кластер представляет система RGB, «загрязненный» показателями цветности из других систем; отдельно формируется кластер, состоящий из среднеквадратичного отклонения по серому, что и следовало ожидать, т.к. прямого отношения к цветности он не имеет.

Заключение. Исследование макулатур марок MC-1A – MC-4A методами цветометрии позволило выявить и сгруппировать цветометрические характеристики, выполненные в различных цветовых моделях в любое приемлемое для классификации число кластеров. Дальнейшие исследования должны показать, какой из данных наборов кластеров наиболее приемлем для проведения классификации, что позволит избавиться от избыточной информации и уменьшить шум.

Настоящее исследование выполнено по гранту ГКНТ РБ «Модель машинно-аналитического комплекса и её реализация на базе цифровых технологий при решении задач управления и прогнозирования качества в производстве целлюлозных композиционных материалов».

ЛИТЕРАТУРА

1. Robot-assisted automated sorting techniques for plastic recycling / D. Aschenbrenner, C. Colloseus, R. Khoury et al. // 56th CIRP Conference on Manufacturing Systems, CIRP CMS '23, South Africa / Procedia CIRP 120. – 2023. – P. 1232–1237. DOI: 10.1016/j.procir.2023.09.154
2. Deep Reinforcement Learning for Robotic Pushing and Picking in Cluttered Environment / Y. Deng, X. Guo, Y. Wei et al. // 2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), Macau, China, 2019. – P. 619–626. DOI: 10.48550/arXiv.2302.10717
3. Recyclable Waste Paper Sorting Using Template Matching / M. O. Rahman, A. Hussain, E. Scavino et al. // LNCS 5857, Springer-Verlag. – 2009. – P. 467–478. DOI: 10.1007/978-3-642-05036-7_44
4. Faibish S., Bacakoglu H., Goldenberg A. A. An Eye-Hand System for Automated Paper Recycling // Proceedings of the 1997 IEEE, International Conference on Robotics and Automatlon / Albuquerque, New Mexico, APRIL. – P. 9–14.
5. Würtz H., Breum Niels O. Exposure to Microorganisms During Manual Sorting of Recyclable Paper of Different Quality // Ann Agric Environ Med. – 1997. – Vol. 4. – P. 129–135.
6. High-Speed automated optical sorting of recovered paper / F. A. Hottenstein, G. R. Kenny, T. Friberg et al. // Proc. TAPPI Recycling Symp. – 2000. – Vol. 1. – P. 149–158.
7. Optical Sensor for Noncontact Measurement of Lignin Content in High-Speed Moving Paper Surfaces / M. Ramasubramanian, R. Venditti, C. Ammineni et al. // IEEE Sensors Journal. – 2005. – Vol. 5(5). – P. 1132–1139. DOI: 10.1109/JSEN.2005.851007

8. Venditti R., Ramasubramanian M., Katuri K. A Noncontact Sensor for the Identification of Paper and Board Samples on a High Speed Sorting Conveyor // *Appita Journal: Journal of the Technical Association of the Australian and New Zealand Pulp and Paper Industry*. – 2007. – Vol. 60. – Iss. 5, Sept. – P. 366–371.
9. Pham D. T., Alcock R. J. Image Acquisition and Enhancement; Chap. 4. Feature Extraction and Selection; Chap. 5. Classification // *Smart Inspection System: Techniques and Applications of Intelligent Vision*. – Academic Press, Great Britain, 2003. – P. 38–47, 55–59, 99–102, 115–116, 133–134.
10. Alnihoud J. An Efficient Region-Based Approach for Object Recognition and Retrieval Based on Mathematical Morphology and Correlation Coefficient // *The International Arab Journal of Information Technology* (. – 2008. – Vol. 5(2). – P. 154–162.
11. Comparing deep learning and support vector machines for autonomous waste sorting / G. Sakr, M. Mokbel, A. Darwich et al. // In *Multidisciplinary Conference on Engineering Technology (IMCET)*, IEEE International. – 2016. – P. 207–212. DOI: 10.1109/IMCET.2016.7777453
12. Integrated technologies for solid waste bin monitoring system / M. Arebey, M. A. Hannan, H. Basri et al. // *Environmental monitoring and assessment*. – 2011. – 177(1-4). – P. 399–408. DOI: 10.1007/s10661-010-1642-x
13. Федоров О.В., Болгаров Н.И. Кластерный анализ и риски инновационной деятельности. – М.: Кнорус, 2009. – 157 с.

Поступила 18.02.2026

ANALYSIS OF COLOR CHARACTERISTICS OF WASTE PAPER GRADES MC-1A – MC-4A BY MULTIDIVERSE STATISTICAL ANALYSIS METHODS

M. ZILBERGLEYT, I. NIKOLAICHIK

(Belarusian State Technological University, Minsk)

N. MIDUCOV

(Saint Petersburg State University of Industrial Technologies and Design)

The article presents the results of a study of class A waste paper using colorimetric methods. The system of color characteristics of waste paper, based on various color models: RGB, CMYK, HSB, is considered. Lab, the characteristics also included an indicator of the standard deviation for gray. The goal of the work was to reduce the number of features for subsequent identification of objects. Cluster and factor analysis methods were used as a data processing method. It is shown that the aggregation of features only partially coincides with the color model, and the value of the standard deviation for gray in most cases it does not aggregate with other characteristics.

Keywords: *Class A waste paper, color characteristics, color models, cluster and factor analysis, feature selection.*