
КЛАССИФИКАЦИЯ АКТИВОВ ГОЛУБЫХ ФИШЕК ПО НАПРАВЛЕНИЮ ДОХОДНОСТИ С ПРИМЕНЕНИЕМ КОЭФФИЦИЕНТОВ ДИСКРИМИНАНТНОЙ ФУНКЦИИ

Давнис Валерий Владимирович¹, д-р экон. наук, проф.
Добрина Мария Валерьевна², ст. преп.

¹ Воронежский государственный университет, Университетская пл., 1, Воронеж, Россия, 394018; e-mail: vdavnis@mail.ru

² Российская академия народного хозяйства и государственной службы при Президенте РФ (Воронежский филиал), Московский пр-т, 143, Воронеж, Россия, 394005; e-mail: dobrina_mv@mail.ru; nice.smirnova@yandex.ru

Цель: проведение классификации активов голубых фишек по направлению доходности с применением коэффициентов дискриминантной функции. *Обсуждение:* актуальность выбранной для анализа проблемы объясняется тем, что классификация объектов требуется во внушительном числе разнообразных научных сфер. При этом существует множество подходов и методов решения данного вопроса, базирующихся на определенных конкретных принципах, к примеру, принципе максимальной однородности, однозначно являющимся очень важным и обсуждаемым, а также местами проблемным. Таким образом, классификация объектов является одной из наиболее трудоемких вопросов сферы объектно-ориентированного проектирования. Целью классификации служит поиск общих свойств объектов, поэтому при проведении классификации в одну группу попадают объекты, обладающие одинаковой структурой или одинаковым поведением. *Результаты:* были построены ковариационные и обратные к ковариационным матрицы на основе данных об активах выбранных эмитентов, и проведен их анализ на заданном временном интервале. Лейтмотивом работы стало выделение двух классов объектов на базе выбранных активов. В результате были определены коэффициенты дискриминантной функции, дающие возможность достижения максимальной четкости при выполнении групповой классификации.

Ключевые слова: классификация, голубые фишки, дискриминантная функция, коэффициенты, ковариационная матрица.

DOI: 10.17308/meps.2021.10/2689

Очевидно, что построение портфеля ценных бумаг выполняется путем распределения активов. Предположим, что мы рассматриваем пассивного инвестора. Пусть распределение активов осуществляется по классам. Данные классы представлены фондовыми индексами и фондами на эти индексы. Опишем основные структурные элементы такого портфеля ценных бумаг.

Уточним, что класс активов (от англ. asset class) – это совокупность ценных бумаг, обладающих одинаковыми свойствами. Самыми популярными классами, применяемыми при формировании инвестиционных портфелей, характеризующих распределение активов, являются акции (от англ. stocks, equities) и облигации (от англ. bonds) [6]. Это объясняется тем, что данные классы наделены долговременной доходностью, превышающей инфляцию. В этих условиях, если задачей исследователя является построение незамысловатого обычного классического инвестиционного портфеля, то в его состав включаются именно эти классы [2].

Если же рассматривать инвестиционный портфель более обобщенно, то в качестве возможных классов следует упомянуть деньги и инструменты денежного рынка (от англ. cash), товарные активы (от англ. commodities), а также недвижимость. Здесь стоит пояснить, что роль недвижимости в сфере инвестирования в портфели ценных бумаг играют диверсифицированные фонды REITs (от англ. real estate investment trusts) [5].

Перейдем непосредственно к построению класса активов.

В качестве исходных данных возьмем ежедневные котировки Газпрома, Сбербанка, Лукойла, Норильского никеля, НОВАТЭКа, а также индексы РТС и ММВБ в период с 1 марта 2018 года по 29 июня 2018 года.

Определим доходности активов по следующей формуле:

$$r_i = \frac{p_i - p_{i-1}}{p_{i-1}} * 100\%, \quad (1)$$

где r_i – доходность в момент времени i ; p_i – котировка актива рассматриваемого эмитента в момент времени i ; p_{i-1} – котировка актива рассматриваемого эмитента в предыдущий момент времени $i-1$ [10].

Затем рассчитаем средние значения данных доходностей по каждому выбранному для анализа эмитенту. В результате получим следующие значения:

Таблица 1

Средние значения доходностей эмитентов

Газпром	Сбербанк	Лукойл	Норильский никель	НОВАТЭК	Индекс РТС	Индекс ММВБ
0,000169	-0,00226	0,001848	0,000491	0,001883	-0,00097	7,73E-05

Найдем отклонения доходностей активов рассматриваемых эмитентов от их средних значений. Данные вычисления проведем как для всего

выбранного интервала, так и для его сокращенной версии, ограничиваясь датой 07.06.2018 (с 1 марта 2018 года по 7 июня 2018 года).

Выполним дальнейшие расчеты:

$$A = (R - \bar{R})^T * (R - \bar{R}), \quad (2)$$

где $R - \bar{R}$ – отклонения доходностей от их средних значений [8].

В итоге получим следующее:

0,014221	0,014726	0,013664	0,013817	0,008945
0,014726	0,057778	0,017775	0,035768	0,019088
0,013664	0,017775	0,024561	0,019672	0,012885
0,013817	0,035768	0,019672	0,04113	0,018078
0,008945	0,019088	0,012885	0,018078	0,019977

Построим ковариационную матрицу, представленную ниже:

0,000206	0,000213	0,000198	0,0002	0,00013
0,000213	0,000837	0,000258	0,000518	0,000277
0,000198	0,000258	0,000356	0,000285	0,000187
0,0002	0,000518	0,000285	0,000596	0,000262
0,00013	0,000277	0,000187	0,000262	0,00029

Сформируем матрицу, обратную к ковариационной:

11419,52	-948,747	-5088,54	-283,863	-667,765
-948,747	2762,46	524,6655	-2012,94	-731,616
-5088,54	524,6655	7322,834	-1584,59	-1512,13
-283,863	-2012,94	-1584,59	4866,359	-1331,15
-667,765	-731,616	-1512,13	-1331,15	6632,03

Затем определим важные для дальнейших расчетов и выводов показатели:

Таблица 2

Сводная таблица показателей

КОЭФ	se	T	P
-8,430288459	0,481083	-17,52358047	9,47E-69
5607,815681	76,58636	73,2221192	0
8503,851678	94,51034	89,97799975	0
-3593,472029	63,28049	-56,78641006	0
-4079,397608	66,51549	-61,33004258	0
-7785,969668	91,10985	-85,45694785	0

Построим инвестиционный портфель Марковица. Для этого проведем вспомогательные расчеты по формулам 3-7.

$$B = \bar{R} * cov(X, Y)^{-1} * (\bar{R})^T, \quad (3)$$

где \bar{R} – матрица средних значений доходностей рассматриваемых эмитентов; $cov(X, Y)^{-1}$ – обратная ковариационная матрица; $(\bar{R})^T$ – транспонированная матрица средних значений доходностей рассматриваемых эмитентов [8].

$$C = \bar{R} * cov(X, Y)^{-1} * E_j, \quad (4)$$

где E_j – единичная матрица-столбец.

$$D = E_i * cov(X, Y)^{-1} * E_j. \quad (5)$$

Возьмем в качестве μ значение 0,03 [9].

$$\lambda = (D * \mu - C) / (BD - C^2), \quad (6)$$

$$\Delta = (B - C * \mu) / (BD - C^2). \quad (7)$$

В итоге получим следующие результаты:

Таблица 3

Итоги расчетов

B	C	D	M	λ	Δ
0,07	8,65	5729,86	0,03	0,48	-0,00054

Таблица 4

Итоги расчетов

$\lambda * \bar{R}$	$\Delta * E_j$	$\lambda * \bar{R} + \Delta * E_j$
0,00033159	-0,00054	-0,000213129
-0,001420057	-0,00054	-0,001964777
0,000929356	-0,00054	0,000384637
0,000428315	-0,00054	-0,000116404
0,001061953	-0,00054	0,000517234

В результате получим следующий инвестиционный портфель Марковица:

-2,839349716
-5,167706854
2,272630086
2,151002856
4,583423627

Выделим 2 класса объектов. Для этого выполним классификацию следующим образом:

$$Class = R * \sigma_p^2, \quad (7)$$

где R – матрица доходностей рассматриваемых эмитентов; σ_p^2 – инвестиционный портфель Марковица [4].

Тогда если $Class > 0$, то объект относится ко второму классу (2), а если $Class < 0$, то объект относится к первому классу (1) [11].

Как итог, получим следующие результаты классификации:

Таблица 5

Классификация

2
1
2
1
2
2
2
2
1
2
2
2
2
1
1
2
2
2
1
2
1
1
2
1
1
2
2
2
2
2
2
1
2
2
1
2
2
1
1

2
2
2
2
1
1
1
1
2
1
2
1
1
1
2
2
2
2
2
1
1
1
2
1
2
1
2
2
2
2
2
1
2

Выделим класс объектов 1.

Таблица 6
Класс 1 (=2)

	-0,010920	-0,007270	-0,001200	0,006713	-0,001230
	-0,007130	-0,010720	0,003753	-0,00339	0,000679
	0,0045110	0,001095	0,009137	-0,003720	0,005622
	0,004490	0,001094	0,009055	-0,003730	0,005590
	0,011015	-0,001090	-0,005010	0,007222	0,009898
	-0,027670	-0,041800	-0,008220	-0,019820	-0,006700
	-0,003960	-0,030440	0,015500	0,000827	0,010733
	0,019892	0,006444	0,019605	0,003398	0,017155
	-0,007730	-0,004490	-0,015360	-0,001460	0,013251
	-0,014200	-0,012570	-0,004390	0,006495	-0,015390
	0,017921	-0,013180	0,004537	-0,000450	0,001736
	-0,026270	-0,026720	-0,019230	-0,022550	-0,009200
	-0,002340	-0,025190	0,012635	-0,003080	-0,013020
	-0,014120	-0,014120	-0,001390	0,003717	-0,003250
	0,002283	0,024678	0,012947	0,000838	0,022441
	0,007117	-0,020000	-0,012780	-0,001020	-0,010000
	-0,045870	-0,170430	-0,080990	-0,145630	-0,067430
	0,050293	0,008451	0,077348	0,069793	0,051484
	0,024471	-0,031660	0,043590	0,007951	-0,005480
	-0,023360	-0,035390	-0,019350	0,010987	-0,009340
	-0,007570	-0,061750	-0,002560	-0,056240	-0,021990
	0,016503	0,040337	0,022843	0,043308	0,024863
	-0,009330	-0,011210	-0,003720	0,001218	-0,016080
	0,001042	-0,001120	0,006417	-0,001380	0
	-0,009990	-0,011430	0,007376	-0,005250	-0,004440
	0,019481	0,001134	0,027550	0,017125	0,026472
	-0,006740	0,014545	0,017391	9,1E-05	0,014211
	0,007218	0,002280	0,009833	0,012896	0,023116
	0,009927	-0,013750	0,014317	-0,005020	0
	0,001858	0,008824	0,005590	0,004567	0,006238
	-0,011790	-0,026960	-0,003520	0,012711	-0,002710
	-0,004090	-0,006870	0,004098	-0,010540	-0,005050
	-0,009690	-0,016320	-0,012700	-0,000930	0,002994
	-0,010190	-0,017030	0,022049	-0,005380	0,002855
	-0,001240	-0,009050	0,004255	0,019301	0,067221
	-0,008200	-0,008600	-0,015380	-0,002330	0,028536
	0,012146	0,006108	-0,008830	0,004067	0,020701
	-0,006900	-0,010610	-0,000830	0,003510	0,000239
	0,016944	0	0,022233	0,029058	0,003101
	-0,003000	-0,020180	-0,004880	0,006711	0,007253
	-0,005790	-0,006840	-0,003400	0,000344	0,004263
Средние значения по классу 1	-0,001240	-0,013460	0,003618	-0,000470	0,004374

Определим класс объектов 2.

Таблица 7

Класс 2 (=1)

	0,021866	0,014652	-0,005200	-0,004360	0,006011
	-0,014440	-0,000110	-0,006140	-9E-05	-0,010310
	0,009904	-0,00128	0,000796	-0,00502	-0,01772
	0,018155	0,008431	0,011796	0,003574	0,000661
	-0,006600	0,045615	0,003627	-0,001640	0,003828
	0,018298	0,011765	0,020526	-0,002050	0,013053
	0,016587	0,005567	0,016425	0,009350	-0,001480
	-0,003290	0,002649	-0,007640	-0,003240	-0,005800
	0,005773	0,006440	-0,001140	0,002778	0,007889
	-0,006730	0,016256	-0,003040	-0,008770	0,016329
	0,004956	0,020240	-0,022360	0,049353	-0,005920
	0,006360	0,080392	0,012333	0,033232	0,016760
	0,006974	0,008948	-0,007470	-0,006550	0,006130
	-0,002840	0,036636	-0,002760	0,024494	0,006905
	0,009896	0,013756	-0,013180	-0,015930	-0,001040
	-0,003390	0,004472	-0,001860	0,010449	-0,007660
	-0,003400	0,004452	-0,001870	0,010341	-0,007720
	-0,015450	-0,004320	-0,017630	-0,016670	-0,012930
	0,002226	0,005732	0,003165	0,014005	-0,015280
	0,003093	0,015439	0,006579	-0,016410	0,007294
	0,003084	0,015204	0,006536	-0,016680	0,007242
	0,029512	0,008644	0,034947	-9,3E-05	0,005882
	0,007621	0,018047	-0,011570	0,017704	0,002976
	-0,001770	-0,002700	-0,008750	0,006958	-0,006580
	-0,003000	-0,020390	-0,022250	-0,013460	-0,011300
	-0,005410	0,004570	-0,007740	0,002765	-0,005390
	0	0,004091	0,009887	0,007214	-0,006930
	-0,004450	0,009178	0,005327	-0,007000	-0,005090
	0,006164	0,010855	-0,003160	0,007705	-0,003190
Средние значения по классу 2	0,003438	0,011836	-0,000410	0,002827	-0,000810

Рассчитаем средние значения по классу 1 и классу 2 и вычислим отклонения значений класса 1 и класса 2 от их средних значений [12].

Построим ковариационную матрицу для класса 1:

0,010800	0,012197	0,011933	0,013178	0,008389
0,012197	0,038014	0,017861	0,030867	0,018437
0,011933	0,017861	0,019887	0,020049	0,011244
0,013178	0,030867	0,020049	0,034547	0,018269
0,008389	0,018437	0,011244	0,018269	0,017179

Затем сформируем ковариационную матрицу для класса 2:

0,003048	0,000518	0,002051	0,000377	0,000968
0,000518	0,008896	0,001643	0,003486	0,002877
0,002051	0,001643	0,004399	-0,00015	0,001287
0,000377	0,003486	-0,00015	0,0064	9,87E-05
0,000968	0,002877	0,001287	9,87E-05	0,002342

Определим итоговую ковариационную матрицу:

0,000204	0,000187	0,000206	0,000199	0,000138
0,000187	0,000690	0,000287	0,000505	0,000313
0,000206	0,000287	0,000357	0,000293	0,000184
0,000199	0,000505	0,000293	0,000602	0,000270
0,000138	0,000313	0,000184	0,000270	0,000287

Построим итоговую обратную ковариационную матрицу:

12659,09	684,9237	-6016,61	-894,459	-2111,85
684,9237	4590,045	-637,94	-2692,47	-2397,07
-6016,61	-637,94	7930,999	-1123,34	-453,684
-894,459	-2692,47	-1123,34	5064,764	-675,846
-2111,85	-2397,07	-453,684	-675,846	8040,049

Далее в таблице 8 представлены дальнейшие вспомогательные расчеты:

Таблица 8

Дальнейшие вспомогательные расчеты

Средние значения первого класса	Средние значения второго класса	Разность средних
-0,00124	0,003438	-0,00468
-0,01346	0,011836	-0,02529
0,003618	-0,00041	0,004025
-0,00047	0,002827	-0,00329
0,004374	-0,00081	0,00518

Как итог, рассчитаем коэффициенты дискриминантной функции:

-108,795
-125,43
77,57041
47,59694
112,5645

Данные коэффициенты дискриминантной функции дают возможность выполнить групповое разделение (классификацию) с максимальной четкостью [7].

Таким образом, классификация объектов является одной из наиболее трудоемких вопросов сферы объектно-ориентированного проектирования [3]. Целью классификации служит поиск общих свойств объектов, поэтому при проведении классификации в одну группу попадают объекты, обладающие одинаковым строением или одинаковым поведением [1].

Список источников

1. Agarwal A., Hazan E. *New algorithms for repeated play and universal portfolio management*. Princeton University Technical Report TR-740-05, 2005.
2. Amemiya T. Qualitative response models: a survey // *Journal of Economic Literature*, 1981, V. 19, no. 4, pp. 1483-1536.
3. Endovitskiy D.A., Davnis V.V., Dobrina M.V. A new approach to modeling and analysis portfolio investment solutions. *Opcion. Revisten de Ciencias Humanas y Sociales // Universidad del Zulia Facultad Experimental de Ciencias Departamento de Ciencias Humanas Maracaibo – Venezuela*, Año 35, Regular no. 24 (2019), pp. 420-440.
4. Johan C.H. *Active portfolio management and portfolio construction – implementing an investment strategy*, 2012.
5. Peterson D.YV., Mattson R.T. A method of finding linear discriminant functions for a class of performances criteria // *IEEE Trans. Information Theory IT-12*, 1966, pp. 380-387.
6. Борисов А.Н., Борисов Н.А., Добрина М.В., Каширина И.Л. *Упреждающее описание вейвлет-нейронной сети в прогнозировании финансовых котировок*. Москва, Маска, 2020.
7. Давнис В.В., Добрина М.В. Эконометрический подход к алгоритмическому формированию портфеля ценных бумаг // *Современная экономика: проблемы и решения*, 2017, no. 12 (96), с. 48-58.
8. Давнис В.В., Добрина М.В., Чекмаев А.В. Адаптивно-имитационные модели и их применение в таргет-имитировании целевых значений // *Экономическое прогнозирование: модели и методы*, 2018, с. 164-169.
9. Добрина М.В. Функции полезности и их применение в моделировании портфельных решений // *Современная экономика: проблемы и решения*, 2017, no. 8 (92), с. 64-76.
10. Добрина М.В., Алексейко М.Д., Цеско Е.Э. Рынок электронной коммерции: сущность и направления совершенствования // *Электронный бизнес: проблемы, развитие и перспективы. Материалы XVII Всероссийской научно-практической интернет-конференции*. Воронеж, 28-29 мая 2019, с. 119-122.
11. Добрина М.В., Шишацкий А.В. Инструментальные методы прогнозирования на криптовалютном рынке // *Экономическое прогнозирование: модели и методы*, 2018, с. 131-136. Воронеж, Воронежский государственный университет.
12. Мясников В.В. О модификациях метода построения линейной дискриминантной функции, основанного на процедуре Петерсона-Маттсона // *Журнал «Компьютерная оптика»*, с. 74-80. Самара, Самарский государственный аэрокосмический университет, Институт систем обработки изображений РАН.

CLASSIFICATION OF BLUE-CHIP ASSETS IN THE DIRECTION OF PROFITABILITY USING THE COEFFICIENTS OF THE DISCRIMINANT FUNCTION

Davnis Valery Vladimirovich¹, Dr. Sc. (Econ.), Full Prof.

Dobrina Maria Valeryevna², Assist. Prof.

¹ Voronezh State University, Universitetskaya pl., 1, Voronezh, Russia, 394018; e-mail: vdavnis@mail.ru

² Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration (Voronezh Branch), Moskovsky Pr., 143, Voronezh, Russia, 394005; e-mail: dobrina_mv@mail.ru; nice.smirnova@yandex.ru

Purpose: the authors classify blue-chip assets in the direction of profitability using the coefficients of the discriminant function. *Discussion:* the relevance of the problem chosen for analysis is explained by the fact that the classification of objects is required in an impressive number of diverse scientific fields. At the same time, there are many approaches and methods for solving this issue based on certain specific principles, for example, the principle of maximum uniformity, which is definitely very important and discussed, as well as sometimes problematic. Thus, the classification of objects is one of the most time-consuming issues in the field of object-oriented design. The purpose of classification is to search for common properties of objects, therefore, when conducting classification, objects with the same structure or the same behavior fall into one group. *Results:* the authors constructed the covariance and inverse to covariance matrices based on data for the assets of selected issuers for the time interval. Then the authors formed Markowitz's investment portfolio. The leitmotif of the work was the allocation of two classes for objects based on the selected assets. At the same time, the authors determined the coefficients of the discriminant function, which make it possible to achieve maximum clarity when performing group classification.

Keywords: classification, blue chips, discriminant function, coefficients, covariance matrix.

References

1. Agarwal A., Hazan E. *New algorithms for repeated play and universal portfolio management*. Princeton University Technical Report TR-740-05, 2005.
2. Amemiya T. Qualitative response models: a survey. *Journal of Economic Literature*, 1981, V. 19, no. 4, pp. 1483-1536.
3. Endovitskiy D.A., Davnis V.V., Dobrina M.V. A new approach to modeling and analysis portfolio investment solutions. Opcion. *Revisten de Ciencias Humanas y Sociales. Universidad del Zulia Facultad Experimental de Ciencias Departamento de Ciencias Humanas Maracaibo - Venezuela*, Año 35, Regular No.24 (2019), pp. 420-440.

4. Johan C.H. *Active portfolio management and portfolio construction - implementing an investment strategy*, 2012.
5. Peterson D.Yv., Mattson R.T. A method of finding linear discriminant functions for a class of performances criteria. *IEEE Trans. Information Theory IT-12*, 1966, pp. 380-387.
6. Borisov A.N., Borisov N.A., Dobrina M.V., Kashirina I.L. *Uprezhdayushchee opisanie veyvlet-neyronnoy seti v prognozirovanii finansovykh kotirovok* [Proactive description of a wavelet neural network in predicting financial quotes]. Moscow, Maska, 2020. (In Russ.)
7. Davnis V.V., Dobrina M.V. Yekonometricheskii podkhod k algoritmicheskomu formirovaniyu portfelya tsennykh bumag [Econometric approach to algorithmic formation of a securities portfolio]. *Nauchnyy zhurnal Sovremennaya ekonomika: problemy i resheniya. Voronezhskiy gosudarstvennyy universitet*, 2017, no. 12(96), pp. 48-58. (In Russ.)
8. Davnis V.V., Dobrina M.V., Chekmarev A.A. Adaptivno-imitatsionnye modeli i ikh primeneniya v target-imitirovanii tselevykh znacheniy [Adaptive simulation models and their application in target simulation of target values]. *Yekonomicheskoe prognozirovanie: modeli i metody: Voronezhskiy gosudarstvennyy universitet*, 2018, pp. 164-169. (In Russ.)
9. Dobrina M.V. Funktsii poleznosti i ikh primeneniya v modelirovanii portfelynykh resheniy [Utility functions and their application in modeling portfolio solutions]. *Nauchnyy zhurnal Sovremennaya ekonomika: problemy i resheniya. Voronezhskiy gosudarstvennyy universitet*, 2017, no. 8(92), pp. 64-76. (In Russ.)
10. Dobrina M.V., Alekseyko M.D., Tsesko E.Ye. Rynok yelektronnoy komertsii: sushchnosty i napravleniya sovershenstvovaniya [E-commerce market: the essence and directions of improvement]. *Yelektronnyy biznes: problemy, razvitie i perspektivy. Materialy XVII Vserossiyskoy nauchno-prakticheskoy internet-konferentsii. Voronezh*, 28-29 maya 2019, pp. 119-122. (In Russ.)
11. Dobrina M.V., Shishatsskiy A.V. Instrumentalnyye metody prognozirovaniya na kriptovalyutnom rynke [Instrumental methods of forecasting in the cryptocurrency market]. *Yekonomicheskoe prognozirovanie: modeli i metody: Voronezhskiy gosudarstvennyy universitet, Voronezh*, 2018, pp. 131-136. (In Russ.)
12. Myasnikov V.V. O modifikatsiyakh metoda postroeniya lineynoy diskriminantnoy funktsii, osnovannogo na protsedure Petersona-Mattsona [Modifications of the method for constructing a linear discriminant function based on the Peterson-Mattson procedure]. *Zhurnal «Kompyuternaya optika». Samarskiy gosudarstvennyy aerokosmicheskii universitet, Institut sistem obrabotki izobrazheniy RAN, Samara*, pp. 74-80. (In Russ.)