

Интернет-журнал «Наукovedение» ISSN 2223-5167 <http://naukovedenie.ru/>

Том 8, №5 (2016) <http://naukovedenie.ru/index.php?p=vol8-5>

URL статьи: <http://naukovedenie.ru/PDF/19EVN516.pdf>

Статья опубликована 21.09.2016.

Ссылка для цитирования этой статьи:

Дадян Э.Г. Стратегии и инструменты в выборе паевого инвестиционного фонда // Интернет-журнал «НАУКОВЕДЕНИЕ» Том 8, №5 (2016) <http://naukovedenie.ru/PDF/19EVN516.pdf> (доступ свободный). Загл. с экрана. Яз. рус., англ.

УДК 336.761

Дадян Эдуард Григорьевич

ФГОБУ ВПО «Финансовый университет при Правительстве РФ», Россия, Москва¹

Кандидат технических наук, доцент

E-mail: dadyan60@yandex.ru

РИНЦ: http://elibrary.ru/author_profile.asp?id=703670

Стратегии и инструменты в выборе паевого инвестиционного фонда

Аннотация. Работа посвящена анализу и поиску методики вычисления показателей эффективности паевых фондов. Существует множество факторов способных повлиять на доходность от вложений в портфельные инвестиции, что делает выбор фонда невероятно сложным. Однако, помимо того, что трудно определить каким показателям стоит уделить больше внимания, а какие следует опустить, раздобыть эти данные не так-то просто. Некоторые из них находятся в общем доступе в Интернете, другие можно найти только в трейдинговых системах, недоступных для людей, несвязанных с этой сферой.

В работе доказывается, что хорошо обученная нейронная сеть, без труда находит существующие закономерности между риском и предполагаемым доходом от вложений. Что хорошо обученная нейронная сеть предоставляет возможность с помощью функции «Что-если» базировать свой выбор на реальных факторах, а также, возможность загрузить имеющиеся данные и рассчитать предполагаемый доход и его изменения. Это значительно упрощает выбор фонда, особенно, для неопытных инвесторов.

Ключевые слова: эффективность паевых фондов; глубокий кризис в экономике; прогноз эффективности; формирование модели; финансовые вложения; предполагаемый доход; паевые фонды; SARМ; нейронные сети

Методика оценки эффективности паевых фондов и ее применение

По мнению профессиональных управляющих портфелями инвестиций наиболее важными факторами при оценке фондов являются: «бета» и «альфа» коэффициенты, волатильность, корреляция. При этом достаточно информативной можно считать модель оценивания финансовых активов (SARМ model, далее SARМ) непосредственно связанная с перечисленными факторами [1].

¹ 107589, Москва, ул. Алтайская, 27, кв. 186

Целью данной работы является изучение факторов существенного влияния на оценку рисков финансовых вложений и прогнозирование их эффективности с помощью нейронных сетей.

Необходимые исходные данные для формирования таблицы «Обучающая выборка» нейронной сети, были заимствованы из трейдинговой системы **Bloomberg**. Фрагмент этих данных, представлен в виде таблицы 1. Необходимые тестовые данные, для проверки качества работы сетей представлены в таблице 2.

Таблица 1
Фрагмент данных, полученный из трейдинговой системы Bloomberg

№ п/п	Название	Категория	Страна	R _н %	R _г %	Доход за день (%)	Доход за год (%)	Доход за 3 года (%)	Доход за 5 лет (%)	бета	альфа	сигма _{SD}	Корреляция	сигма	CAPM
1	A54FUND:AV	Рост	Австрия	14,58	3,8	1,673	3,662	1,82	2,151	0,051	0,055	0,214	0,312	2,011	4,354
2	АНCOACC:SM	Рост	Испания	12,59	5,3	7,849	2,049	-3,692	0,243	1,379	-0,075	1,699	0,882	29,909	15,35
3	АІАКТИV:NO	Рост	Норвегия	14,48	3,83	-0,65	18,85	4,154	2,85	0,946	0,015	0,64	0,979	20,99	13,909
4	АКТСАРА:FH	Рост	Финляндия	10,93	3,57	0,167	13,652	1,893	3,208	0,876	0,002	1,313	0,892	18,285	10,016
5	АКТWELT:GR	Рост	Германия	13,02	3,35	-1,215	4,702	0,657	-0,159	0,411	0,044	1,113	0,702	10,854	7,325
6	ALLDWAP:GR	Рост	Германия	13,02	3,35	-1,433	6,761	2,17	-1,537	0,826	0,006	1,056	0,868	15,851	11,336
7	ALTBOLA:SM	Рост	Испания	12,59	5,3	-0,476	-0,069	-3,117	-3,003	0,967	-0,148	0,45	0,982	17,116	12,353
8	ALZHEQI:GA	Рост и доход	Греция	14,29	12,84	5,581	-20,201	-20,513	-12,294	0,847	-0,009	0,8	0,979	25,774	14,069
9	АPOLL34:AV	Рост и доход	Австрия	14,58	3,8	-1,159	-1,153	5,159	4,236	0,428	-0,002	0,605	0,376	3,008	8,416
10	BANBOEU:SM	Рост	Испания	12,59	5,3	5,158	4,334	-1,893	-2,501	0,987	0,015	0,509	0,984	21,019	12,493
.....															
9998	WWQSAEB:GR	Рост и доход	Германия	13,02	3,35	-0,284	1,549	-3,251	-3,6	1,009	-0,016	0,433	0,985	17,666	13,102
9999	A54FUND:AV	Рост	Австрия	14,58	3,8	1,673	3,662	1,82	2,151	0,051	0,055	0,214	0,312	2,011	4,354
10000	АНCOACC:SM	Рост	Испания	12,59	5,3	7,849	2,049	-3,692	0,243	1,379	-0,075	1,699	0,882	29,909	15,35

Таблица 2
Тестовые данные, для проверки качества работы сетей

№ п/п	Название	Категория	Страна	R _н %	R _г %	Доход за день (%)	Доход за год (%)	Доход за 3 года (%)	Доход за 5 лет (%)	бета	альфа	сигма _{SD}	Корреляция	сигма	CAPM
1	BANEURO:SM	Рост	Испания	12,59	5,3	1,737	1,759	-5,642	-4,289	0,859	-0,03	0,398	0,987	18,189	11,559
2	BANGARB:SM	Рост	Испания	12,59	5,3	-0,173	-0,916	0,689	1,819	0,011	-0,019	0,103	-0,022	0,431	5,382
3	BRGUKIL:LN	Рост и доход	Англия	12,11	3,69	-0,852	8	4,611	2,699	0,423	0,07	0,7	0,837	8,282	7,251
4	CAIGEUB:SM	Рост и доход	Испания	12,59	5,3	4,71	0,164	-5,802	-4,879	1,259	-0,067	0,552	0,986	26,335	14,48
5	CSSPMS:SW	Доход	Швейцария	10,65	1,96	-0,726	11,45	2,298	4,452	1,12	0,004	0,492	0,975	15,92	11,696
6	GLBLCHI:AV	Доход	Австрия	14,58	3,8	2,61	11,432	-5,005	-3,069	0,703	0,133	1,394	0,797	15,595	11,379

Одним из наиболее интересных приложений нейронных сетей в последние годы стали именно задачи финансовой деятельности. На рынке появляется огромное количество как универсальных нейро пакетов, которые зачастую используются для решения задач технического анализа, так и специализированных экспертных систем и нейро пакетов для решения многих других, более сложных и трудно формализуемых задач из финансовой области. В настоящее время на российском рынке появились компьютеры и программное обеспечение нейро пакетов и нейро компьютеров, предназначенных для решения финансовых задач.

Использование нейро сетевых технологий как инструментальных средств перспективно в решении множества плохо формализуемых задач, в частности при анализе финансовой деятельности, биржевых, фондовых и валютных рынков, связанных с высокими рисками моделей поведения клиентов, и т.д. Точность прогноза, устойчиво достигаемая нейро сетевыми технологиями при решении реальных задач, уже превысила 95%. На мировом рынке нейро сетевые технологии представлены широко — от дорогих систем на суперкомпьютерах до ПК, делая их доступными для приложений практически любого уровня [10].

К основным преимуществам нейронных сетей можно отнести:

- способность обучаться на множестве примеров в тех случаях, когда неизвестны закономерности развития ситуации и функции зависимости между входными и выходными данными. В таких случаях (к ним можно отнести до 80% задач финансового анализа) не применимы традиционные математические методы;
- способность успешно решать задачи, опираясь на неполную, искаженную и внутренне противоречивую входную информацию;
- возможность эксплуатации обученной нейронной сети с любыми пользователями;
- возможность исключительно легко подключать нейро сетевые пакеты к базам данных, электронной почте и автоматизировать процесс ввода и первичной обработки данных;
- внутренний параллелизм, присущий нейронным сетям, позволяющий практически безгранично наращивать мощность нейро системы, т.е. сверхвысокое быстродействие за счет использования массового параллелизма обработки информации;
- толерантность к ошибкам — работоспособность сохраняется при повреждении значительного числа нейронов;
- способность к обучению — программирование вычислительной системы заменяется обучением;
- способность к распознаванию образов в условиях сильных помех и искажений.

В качестве инструмента исследовательской работы, в силу ряда преимуществ, была выбрана аналитическая нейронная сетевая платформа Deductor Studio, разработанная фирмой BASE GROUP (РФ, город Рязань) [14]. Несколько слов об этом программном продукте (www.basegroup.ru). Deductor Studio обеспечивает разработку систем для глубокого анализа данных, охватывающих вопросы сбора, консолидации, очистки данных, построения моделей и визуализации. Deductor Studio предназначен для решения широкого спектра задач, связанных с обработкой структурированных, представленных в виде таблиц, данных. Эти таблицы структурированных данных формируют, так называемую, обучающую выборку, предназначенную для обучения нейронной сети, формирования экспертной системы исследуемой предметной области. При этом, область приложения системы может быть практически любой - механизмы, реализованные в системе, с успехом применяются на финансовых рынках, в страховании, торговле, телекоммуникациях, промышленности, медицине, в логистических и маркетинговых задачах и множестве других. При помощи Deductor Studio можно не только строить модели, но и проводить анализ по принципу «что-если», т.е. оценить, как может измениться тот или иной показатель при изменении любого влияющего фактора. Для реализации этого простого в использовании и одновременно мощного механизма, предназначен специальный визуализатор. При этом, не имеет значения, каким способом производилось построение модели - работа со всеми алгоритмами выполняется одинаково. Результаты можно просмотреть как в табличном виде, так и графическом.

Рассмотрим как предполагаемый доход от вложений, рассчитанный автором по модели оценивания финансовых активов CAPM, зависит от тех или иных показателей. Эти показатели указаны в шапке таблицы 1. Их 14: Название ПИФа, Категория ПИФа, Страна ПИФа, R_m (%), R_f (%), Доход за день (%), Доход за год (%), Доход за 3 года (%), Доход за 5 лет (%), бетта, альфа, Сигма SD, Корреляция, сигма. Перечисленные параметры образуют многомерное (14 мерное) множество. Можно условно сказать, что рассматриваемое

множество имеет 14 измерений. Любые 14 элементов, отобранные по одному из каждого измерения многомерного множества, определяют (генерируют) один элемент одномерного множества САРМ (рис. 1). Множество САРМ, на наш взгляд, можно рассматривать, как множество фактов.

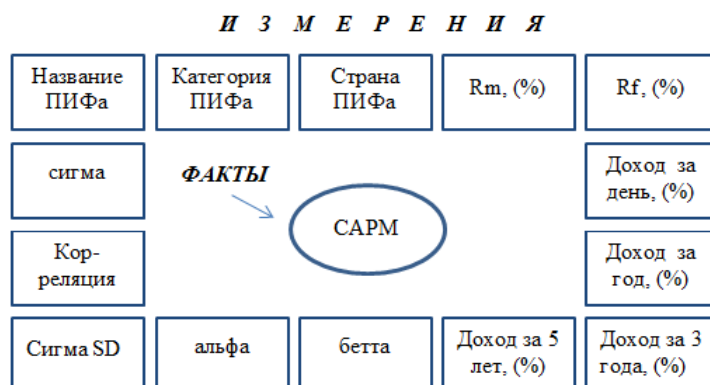


Рисунок 1. Четырнадцать любых элементов по одному из каждого измерения определяют один элемент одномерного множества САРМ

После ввода и обработки данных в Deductor Studio формируется виртуальное хранилище, содержащее элементы измерений и фактов. Формируется, так называемая «обучающая выборка», включающая входные данные (измерения) и выходные данные (факты). После установления соответствующих параметров сети выполняется собственно обучение и формирование многопараметрической экспертной системы. Блок-схема этого процесса, а также выполнения последующих функциональных операций, представлена на рис. 2.

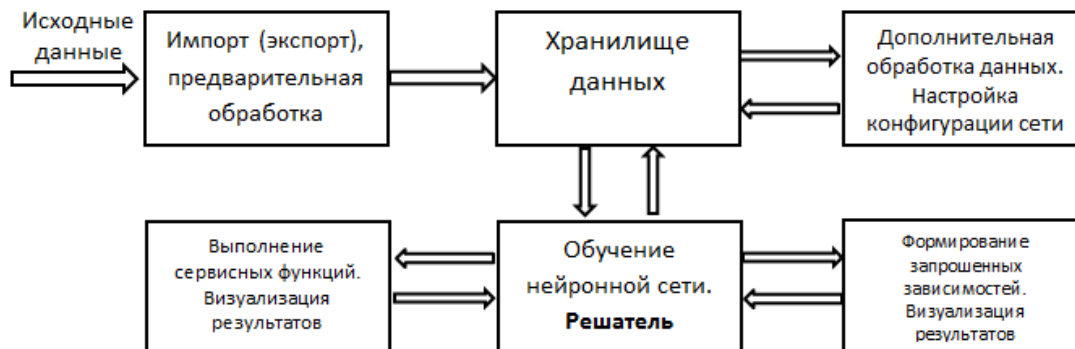


Рисунок 2. Блок-схема формирования многопараметрической экспертной системы

При формировании структуры сети мы исходили из следующих предпосылок. Не существует точного правила по тому, каким количеством слоев и нейронов должна обладать сеть для хорошего обучения [4]. Многие авторы пишут, что нейронов не должно быть слишком много, иначе это приведет к плохому функционированию сети – она будет запоминать значения, вместо нахождения закономерностей. Однако и слишком маленькое количество нейронов отрицательно скажется на сети. Эти же авторы рекомендуют выбирать из диапазона от 5 до 17 нейронов.

Для обучения нейронной сети из четырнадцати параметров два были переведены в категорию «информационное» («название» и «страна», как не существенные), одиннадцать – в категорию «входное», как существенные по влиянию на формирование выходного параметра САРМ (рис. 3). Стоит отметить, что названия фондов и страны были определены информационными исключительно для отличия одного фонда от другого, одной страны от

другой. Они не были введены как «входной» параметр, так как названия сами по себе не могут иметь какого-либо влияния на доход фонда.

В процессе исследования различных настроек структуры нейронной сети сравнивались диаграммы рассеивания вариантов друг с другом. В результате выбор пал на вариант, приведенный на рисунке 4 из-за сравнительно меньшего отклонения выходных значений модели от линии идеальных.

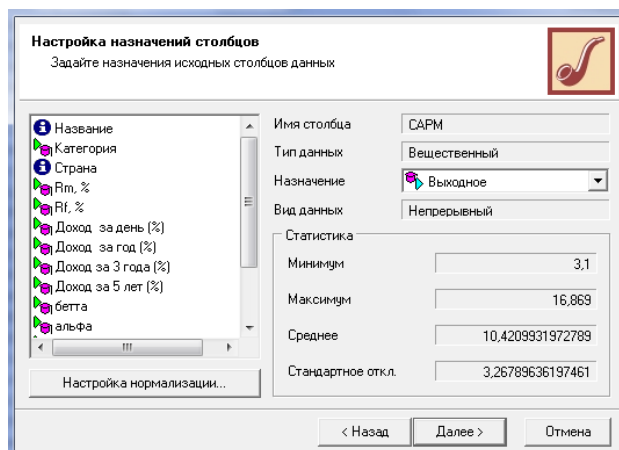


Рисунок 3. Настройка назначения параметров

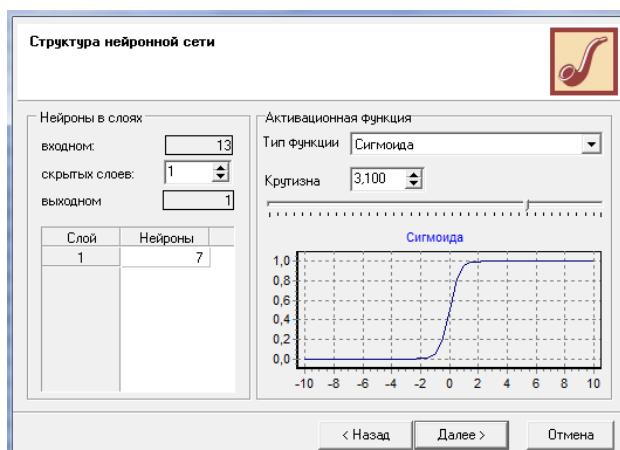


Рисунок 4. Выбранный вариант настройки структуры нейронной сети

На рис. 5 приведена диаграмма рассеивания обученной нейронной сети выбранного варианта настройки.

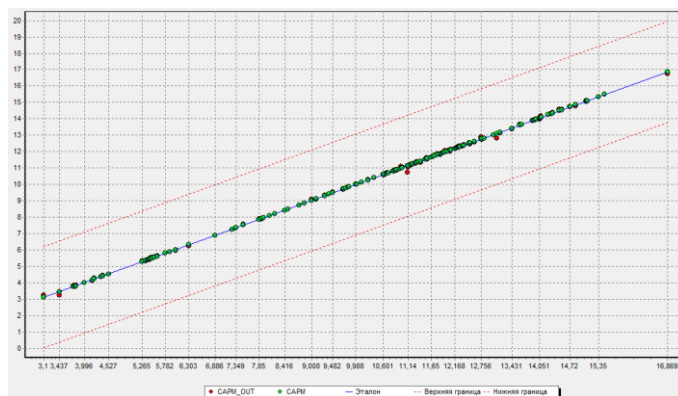


Рисунок 5. Диаграмма рассеивания обученной нейронной сети выбранного варианта настройки

В нашем случае видно (рис. 5), что отклонения выходных значений модели практически совпадают с линией расчетных значений CAPM. Можно сделать вывод об успешном обучении нейронной сети и перейти к исследованию зависимости модели оценивания финансовых активов CAPM от различных параметров, описанных выше.

Определенный интерес представляет граф нейросети (рис. 6). С его помощью по цветовым связям и весовым коэффициентам можно судить о степени влияния того или иного параметра на выходной параметр CAPM.

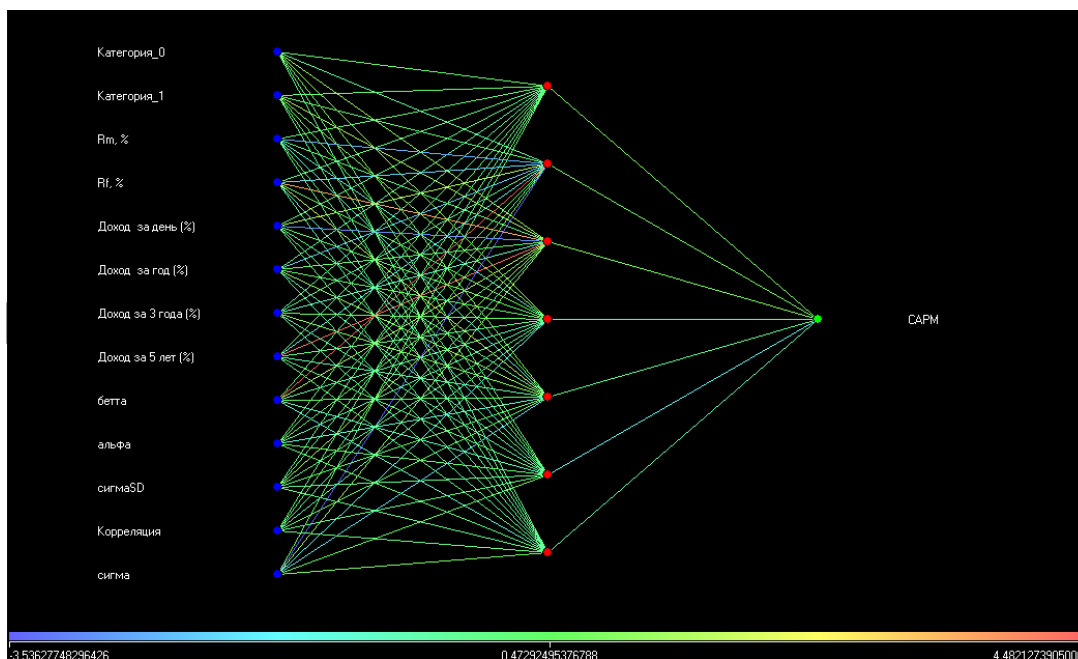


Рисунок 6. Граф обученной нейронной сети выбранного варианта настройки

После загрузки данных из таблицы 2 в приложение, они были обработаны уже обученной сетью с помощью функции «Скрипт» в Мастере обработки программы Deductor. Воспроизведение загрузки данных CAPM_OUT мало отличается от исходного значения CAPM. Ошибку воспроизведения CAPM_ERR можно считать не значительной (таблица 3).

Таким образом, обладая маленьким набором данных о фонде, недостаточным для расчета показателя предполагаемого дохода от вложений, но имея в наличие обученную нейронную сеть, можно узнать показатель доходности согласно модели оценивания финансовых активов и основывать на нем свой выбор фонда.

Таблица 3

Воспроизведение загрузки данных CAPM_OUT

Категория	Страна	Rm, %	Rf, %	Название	CAPM	CAPM_OUT	CAPM_ERR
Рост	Испания	12,59	5,3	BANBOEU:SM	12,493	12,5333826343613	8,60170399946975E-6
Рост	Испания	12,59	5,3	BANEURO:SM	11,559	11,5943466912959	6,59011106646955E-6
Рост и доход	Англия	12,11	3,69	BRGUKII:LN	7,251	7,22108544673162	4,72019829235084E-6
Рост и доход	Испания	12,59	5,3	CAIGEUB:SM	14,48	14,5702206944945	4,29346109432849E-5
Доход	Швейцар	10,65	1,96	CSSPSMS:SW	11,696	11,6770818720947	1,88778058365745E-6
Доход	Австрия	14,58	3,8	GLBLCHI:AV	11,379	11,3750024555975	8,42911138564196E-8

Многочисленные эксперименты, выполненные с целью подтверждения выше приведенного утверждения, выявили следующее:

1. следует помнить, что входные данные по типу делятся на дискретные и непрерывные;
2. для дискретных элементов: при формировании таблицы для ввода в обученную нейронную сеть и вычисления CAPM_OUT значения элементов берутся из фактически существующих в обучающей выборке;
3. для непрерывных элементов: при формировании таблицы для ввода в обученную нейронную сеть и вычисления CAPM_OUT значения элементов могут быть любые, расположенные в границах измерения соответствующего элемента.

Значение i – го измерения должно удовлетворять условию:

$$\text{Мин}_i - 3 * (\text{Макс}_i - \text{Мин}_i) / n \leq K_i \leq \text{Макс}_i + 3 * (\text{Макс}_i - \text{Мин}_i) / n,$$

где: K_i – значение i – го измерения,

Мин_i – минимальное значение i – го измерения,

Макс_i – максимальное значение i – го измерения,

n – Количество элементов в измерении.

Для получения значений Мин_i , Макс_i и n следует заказать опцию «Статистика» на этапе определения способов отображения результатов работы Мастера обработки нейронной сети. Тогда, в режиме отображения результатов при включенном индикаторе «статистика», система отобразит искомую таблицу (таблица 4).

Таблица 4

Искомая таблица

	Метка столбца	Статистика: Кол-во значений = 147				
		↓ Мини...	↑ Макс...	± Среднее	↑↓ Стандартное откл.	Σ Сумма
1	9.0 Rm, %	10,65	15,06	12,9244897959184	1,18129364328465	1899,9
2	9.0 Rf, %	1,96	12,84	5,07170068027211	2,54190468362049	745,54
3	9.0 Доход за день [...]	-11,341	12,961	1,6138231292517	3,67282396440105	237,232
4	9.0 Доход за год (%)	-23,362	43,345	3,44437414965986	8,92274529473446	506,323
5	9.0 Доход за 3 года...	-24,702	13,253	-1,12112244897959	6,05974880139653	-164,805
6	9.0 Доход за 5 лет (%)	-16,152	6,025	-1,18346258503401	4,18234591963138	-173,969
7	9.0 бетта	-0,065	1,379	0,702768707482994	0,368065527071005	103,307
8	9.0 альфа	-0,292	0,66	-0,00801360544217687	0,105389913314783	-1,178
9	9.0 сигмаSD	0,103	2,274	0,889231292517007	0,50251467055482	130,717
10	9.0 Корреляция	-0,222	0,997	0,755476190476191	0,308383878923729	111,055
11	9.0 сигма	0,364	31,176	15,5234693877551	7,44842125015839	2281,95

В режиме отображения обученной сети, заказав режим «Что если», получим следующее приглашение к вводу сформированных значений измерений (рис. 7). Результат CAPM_OUT считывается практически сразу же (рис. 7).

Поле	Значение
Входные	
ab Категория	Рост и доход
9.0 Rm, %	14,58
9.0 Rf, %	3,8
9.0 Доход за день (%)	1,673
9.0 Доход за год (%)	3,65
9.0 Доход за 3 года (...)	1,82
9.0 Доход за 5 лет (%)	2,151
9.0 бетта	0,051
9.0 альфа	0,055
9.0 сигмаSD	0,214
9.0 Корреляция	0,312
9.0 сигма	2,011
Выходные	
9.0 SARМ	4,42310707041648

Выставляем
требуемые
значения K_i

Считываем
результат

Рисунок 7. Приглашение к вводу сформированных значений измерений

Рассмотрим зависимость предполагаемого дохода от корреляции, стандартного отклонения и волатильности. Согласно теории большему значению дохода соответствуют большие значения этих трех факторов. На рисунке 8 показаны графики зависимости предполагаемого дохода от корреляции, стандартного отклонения и волатильности, выявленные нейронной сетью. Они соответствуют отношениям, описанным в теории. Полученные зависимости еще раз подтверждают, что сеть обучилась правильно.

На рисунке 9 показаны графики зависимости предполагаемого дохода от коэффициентов бетта и альфа. Чем выше показатели бета и альфа, тем выше ожидаемый доход от вложений. Это соответствует зависимости, предполагаемой в модели. При росте значений коэффициентов бетта и альфа растет и доход, что полностью соответствует теории.

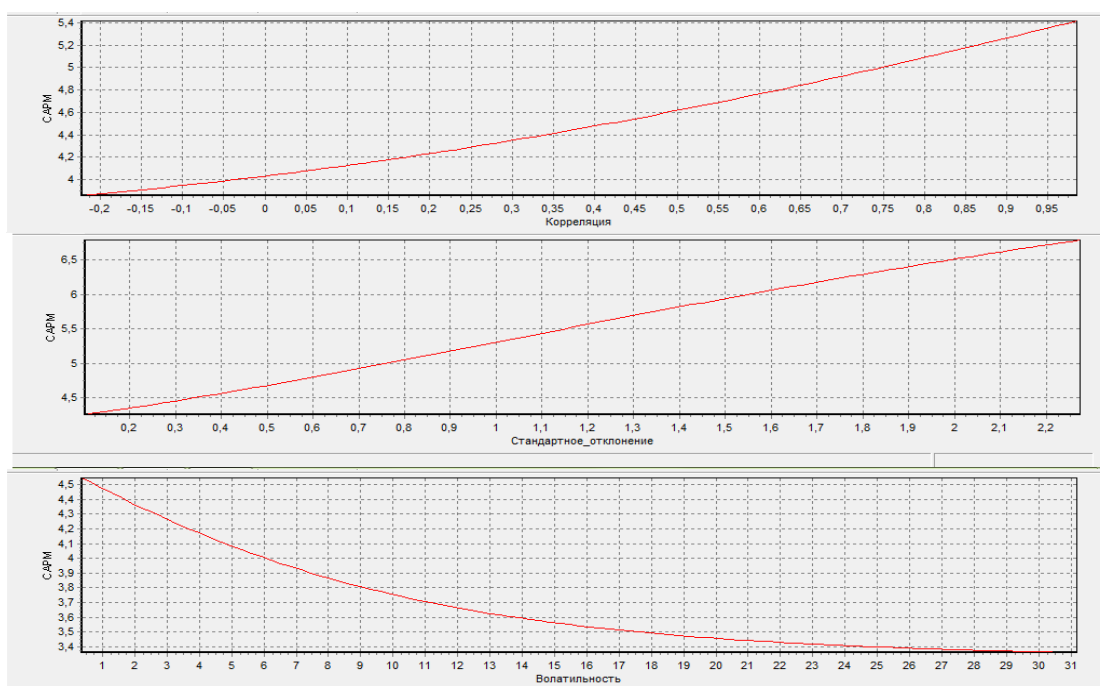


Рисунок 8. Графики зависимости предполагаемого дохода от корреляции, стандартного отклонения и волатильности

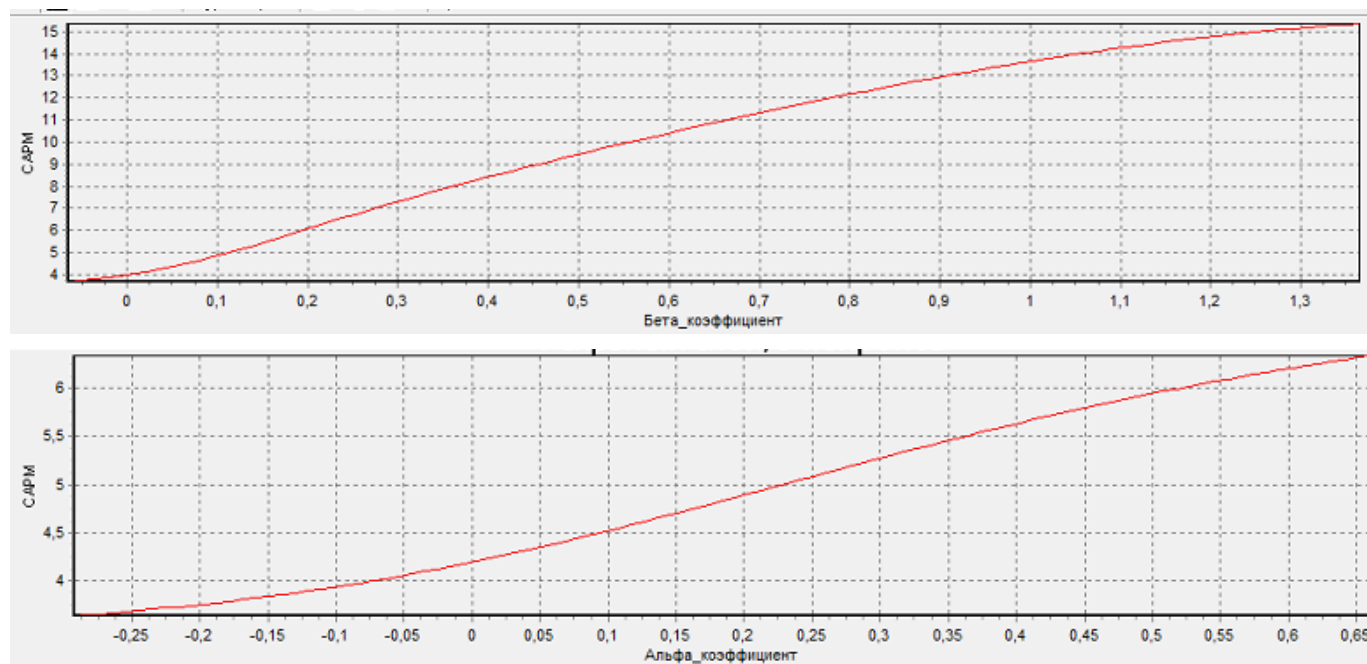


Рисунок 9. Графики зависимости предполагаемого дохода от коэффициентов бетта и альфа

Выводы

Существует множество факторов способных повлиять на доходность от вложений в портфельные инвестиции, что делает выбор фонда невероятно сложным. Однако, помимо того, что трудно определить каким показателям стоит уделить больше внимания, а какие следует опустить, раздобыть эти данные не так-то просто. Некоторые из них находятся в общем доступе в Интернете, другие можно найти только в трейдинговых системах, недоступных для людей, несвязанных с этой сферой.

Обученная нейронная сеть, без труда находящая существующие закономерности между риском и предполагаемым доходом от вложений, предоставляет возможность с помощью функции «Что-если» базировать свой выбор на реальных факторах. Она предоставляет возможность загрузить имеющиеся данные и рассчитать предполагаемый доход и его изменения. Что значительно упрощает выбор фонда для неопытных инвесторов.

ЛИТЕРАТУРА

1. Daniel, K., M. Grinblatt, et al. (1997). "Measuring Mutual Fund Performance with Characteristic-Based Benchmarks" // The Journal of Finance – 1997 - 52(3) – с. 1035-1058.
2. Barras, L., O. Scaillet, et al. False Discoveries in Mutual Fund Performance: Measuring Luck in Estimated Alphas // The Journal of Finance – 2010 - 65(1) – с. 179-216.
3. Gitman, L.J., M.D. Joehnk, et al. (2010). Fundamentals of Investing, Prentice Hall.
4. Brown, K.C. and F.K. Reilly (2009). Analysis of investments and management of portfolios, South-Western Cengage Learning.
5. Petajisto, A. (2010). "Active Share and Mutual Fund Performance" SSRN eLibrary.

6. Elton, E.J., M.J. Gruber и соавт. Incentive Fees and Mutual Funds // The Journal of Finance – 2003 - 58(2) – с. 779-804.
7. Андреева Н.В., Дёмшин В.В. Оценка бизнеса: Так ли уж хорош коэффициент БЕТА для расчета ставки дисконта // Вопросы оценки. - 2001. - №3 – Режим доступа: <http://www.niec.ru/Articles/013.htm>.
8. Руденко А. Три табу для частного инвестора // E-xecutive [Электронный ресурс] – 2002 – 14 октября - Режим доступа: <http://old.e-xecutive.ru/finance/article:1319/>.
9. Паклин Н., Орешков В. БИЗНЕС-АНАЛИТИКА: от данных к знаниям. ООО «Лидер», Санкт-Петербург.
10. Дадян Э.Г., Валютный рынок России в условиях «турбулентности экономики. «Проблемы современной науки и образования / Problems of modern science and education», № «12» (30) 2014, Импакт-фактор РИНЦ (двухлетний) = 0,373 (по данным на 11.12.2014), входит в перечень ВАК, Свидетельство регистрации СМИ ПИ № ФС 77 - 47745 от 09.12.2011 г., ISSN 2304-2338.
11. Дадян Э.Г., Валютный рынок России в условиях глубокого кризиса. Сборник научных трудов 15 международной научно-практической конференции «Новые информационные технологии в образовании» (Применение технологий "1С" для формирования инновационной среды образования и бизнеса) – Пабблишинг, 2015, Москва.
12. Дадян Э.Г., Влияние некоторых существенных факторов на формирование курсов валют. V Международная конференция «Наука в современном информационном обществе» 26-27.01.15, North Charleston, USA IV. Vol. 2. spc Academic. Create Space 4900 LaCross Road. North Charleston, SC, USA 29406, 2015.
13. Дадян Э.Г., Шестовец М.А., Выбор программных продуктов формирования электронного документооборота для Учебного центра. V Международная конференция «Наука в современном информационном обществе» 26-27.01.15, North Charleston, USA IV. Vol. 2. spc Academic. Create Space 4900 LaCross Road. North Charleston, SC, USA 29406, 2015.
14. Н. Паклин, В. Орешков, Бизнес-аналитика: от данных к знаниям, BaseGroup Labs, ООО «Лидер», Санкт-Петербург, 2009.
15. Дадян Э.Г. Влияние некоторых существенных факторов на формирование курсов валют. Фундаментальные и прикладные науки сегодня. Fundamental and applied sciences today IV. Vol. 2. spc Academic. Create Space 4900 LaCross Road. North Charleston, SC, USA 29406, 2014, стр. 233-240.
16. Дадян Э.Г. Прогнозирование эффективности вложений в паевые фонды. Академическая наука - проблемы и достижения. Academic science – problems and achievements IV. Vol. 3. North Charleston. USA, p. 244-251, 2014.
17. Дадян Э.Г. A system for forecasting the efficiency of investments in mutual funds as application 1С Enterprise. Новые информационные технологии. Сборник научных трудов Четырнадцатой международной научно-практической конференции «Применение технологий «1С» для повышения эффективности деятельности организаций образования» – Пабблишинг, 2014, Москва, стр. 344-197.

Dadyan Eduard Grigorievich

Financial university under the government of the Russian Federation, Russia, Moscow
E-mail: dadyan60@yandex.ru

Strategies and tools in selecting a mutual fund

Abstract. The work is devoted to the analysis and finding methods of calculating indicators of effectiveness of mutual funds. There are many factors may affect the return on investments in portfolio investment, which makes the Fund selection is incredibly complex. However, besides the fact that it is difficult to determine which indicators are worth more attention and which should be deleted, get these data is not so easy. Some of them are shared on the Internet, others can only be found in trading systems inaccessible to people unrelated to this area. At work it is proved that a well-trained neural network, easily finds existing patterns between risk and expected income from investments. That well trained neural network provides the ability using "what-if" base their choice on real factors, as well as the ability to download the available data and to calculate the estimated revenue and change it. This simplifies the selection of the Fund, especially for inexperienced investors.

Keywords: the effectiveness of mutual funds; a deep economic crisis; forecast efficiency; building the model; financial investments; estimated income; mutual funds; CAPM; neural networks