

## ПОДХОДЫ К ОЦЕНКЕ ЦЕЛЕСООБРАЗНОСТИ ИНВЕСТИРОВАНИЯ В ЧЕЛОВЕЧЕСКИЙ КАПИТАЛ

**Апатова Н.В., Остапенко И.Н., Усенко Р.С.**

*Институт экономики и управления (структурное подразделение) ФГАОУ ВО «Крымский федеральный университет им. В.И. Вернадского»,  
Россия, Республика Крым, г. Симферополь ул. Севастопольская 21/4  
apatova@list.ru, i.n.ostapenko@mail.ru, r\_usenko@rambler.ru*

*Аннотация: в работе предложен подход к оценке целесообразности инвестирования в человеческий капитал в рамках развития интеллектуального капитала социально-экономических систем. Предложены нелинейные математические модели оценки целесообразности инвестирования в человеческий капитал ВУЗа на основе логистической регрессии и нейронных сетей. Предлагается использовать данную методику для диверсификации вложений при формировании инвестиционного портфеля подразделений ВУЗа.*

Ключевые слова: человеческий капитал, интеллектуальный капитал, инвестиционный портфель, логистическая регрессия, нейронные сети.

Рынок интеллектуального капитала (ИК) не может по какому-то определённом алгоритму удовлетворить инвестора. Если не считать единичных гениев, очень талантливых специалистов или просто обязательных исполнительных специалистов в определённой области, все остальные потенциальные сотрудники только с определённой вероятностью могут влиять на доходность организации, её конкурентоспособность при вложении в них капитала, другими словами инвестировании в интеллектуальный ресурс. Заметим, что вкладывать можно не только финансы, но и личное время, время других сотрудников, душевные силы и т.п.

Даже отдача от гениев и талантов зависит от капризов «человеческого фактора» (например, на определённом этапе развития своего интеллектуального потенциала индивид теряет мотивацию, или происходит переоценка ценностей). На рынке человеческого капитала наблюдается постоянная конкуренция: доход каждого инвестора часто зависит от того, сколько другие работодатели готовы инвестировать в определённый момент времени неопределённого будущего в ЧК, а поведение большого числа других инвесторов никто не может ни проконтролировать, ни даже предсказать с достаточной степенью достоверности. Однако, работодатели, инвестирующие в человеческий ресурс, да и, в общем, в интеллектуальный капитал, могут управлять риском, который они на себя берут.

Целью данного исследования является разработка методики оценки целесообразности инвестирования в человеческий капитал ВУЗа на основе логистической регрессии и нейронных сетей.

В процессе формирования «инвестиционного портфеля» ИК организации возникает проблема оценки вероятности «отдачи» от вложений или риска. В рамках решения этой задачи можно применить логистическую бинарную регрессию [1, 2].

Пусть  $F_1, F_2, \dots, F_n$  - факторные признаки.  $Y$  – результирующий бинарный признак:  $Y \in \{0;1\}$ . Поставим перед собой задачу определения вероятности принадлежности объекта исследования к одному из двух классов.

Приведём примеры использования бинарной регрессии:

- выдача кредита – отказ в выдаче кредита – решение задачи кредитного скоринга на основании указанных в заявлении на предоставление кредита значений факторов  $F_1, F_2, \dots, F_n$  прогнозируется значение результирующего признака, принимающего только два значения:  $Y=1$ , если клиент «благонадёжный» и  $Y=0$  – в противном случае;
- операторы связи – решение проблем, типа выставленный счёт: оплата клиентом, при этом  $Y=1$ , если клиент не собирается менять оператора и  $Y=0$  – переход клиента к конкурентам;
- задача замены оборудования: по показаниям приборов  $F_1, F_2, \dots, F_n$  решается задача прогнозирования бесперебойной работы оборудования на определённый период времени;
- отклик на рекламу:  $Y=1$ , если покупатель приобрёл некоторый товар или услугу и  $Y=0$  – потенциальный покупатель не совершил покупку;

В случае решения задачи инвестирования в интеллектуальный капитал, в частности в человеческий капитал, необходимо выбрать конкретные факторные признаки, характеризующие объект инвестирования. Заметим, что они выбираются сугубо для конкретной организации с учётом её стратегических целей и тактических мероприятий. Среди факторов могут быть: пол, уровень интеллекта, уровень творчества, участие в конференциях, семейное положение, количество детей, жилищные условия и т.д.

Выделим несколько основных факторов, которые оказывают влияние на оцениваемый параметр:

- Уровень знаний и умений по специальности ( $F_1$ );
- Самообразование (в плане регулярности повышения уровня информационной культуры -  $F_2$ );
- Возраст сотрудника ( $F_3$ ).

Заметим, что оценка уровня знаний и умений по специальности и самообразования может быть осуществлена экспертным методом (эксперты – сам сотрудник, коллеги, заведующий кафедрой).

В данной задаче, в качестве бинарной результирующей переменной может выступать результативность деятельности сотрудника («эффект - отдача»). Данная переменная будет принимать значения  $Y=1$ , в случае если имеется эффект от инвестиций (авторские свидетельства, патенты, публикации в Scopus, Web of Science и т.п.), и  $Y=0$  – эффект от инвестиций отсутствует. Исходные данные входных переменных и результирующая переменная представлены в таблице 1.

Таблица 1. Оценка результата деятельности сотрудников

№	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
$F_1$	45	62	52	92	78	30	48	74	64	56
$F_2$	1	2	2	2	2	1	1	2	1	2
$F_3$	52	32	36	34	41	50	60	67	38	56
$Y$	0	1	1	1	1	0	0	1	1	0
№	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
$F_1$	75	36	45	98	42	30	58	86	35	54
$F_2$	1	1	2	2	1	2	2	2	2	1
$F_3$	57	48	28	37	36	44	46	62	42	47
$Y$	1	0	0	1	0	0	1	1	0	0

Для оценки влияния указанных признаков на результирующую бинарную переменную можно воспользоваться методом математического моделирования, основанном на использовании уравнения логистической регрессии. Логистическая модель позволяет оценить вероятность  $P(Y | F)$  бинарного результата зависимой переменной ( $Y$ ) в зависимости от значений независимых переменных. В нашем случае наличия трех независимых переменных можно использовать следующую формулу [3,4]:

$$(1) \quad P(Y | F) = \frac{1}{1 + e^{-(b_0 + b_1 F_1 + b_2 F_2 + b_3 F_3)}}$$

Коэффициенты модели можно рассчитать с использованием программного инструментария пакета Statistica (для данных целей можно использовать модуль Nonlinear Estimation). Соответственно, для исходных данных можно использовать формулу со следующими коэффициентами логистической регрессии:

$$(2) \quad P(Y | F) = \frac{1}{1 + e^{-(-35,375 + 0,793F_1 + 3,700F_2 - 0,334F_3)}}$$

При рассчитанном значении вероятности  $P(Y | F) > 0,5$  делается вывод о том, что прогнозируемое значение зависимой переменной должно быть  $Y=1$ . В случае рассчитанного значения вероятности  $P(Y | F) \leq 0,5$  делается противоположный вывод ( $Y=0$ ).

На основании данных, представленных на рисунке 1 (фактические значения зависимой переменной  $Y$  и ее прогнозные значения) можно сделать вывод о том, что точность разработанной логистической модели составляет около 95%, она корректно предсказала 19 значений зависимой величины.

№	F1	F2	F3	Y	Логистическая регрессия $P(Y   x)$
1	45	1	52	0	0,000
2	62	2	32	1	1,000
3	52	2	36	1	0,772
4	92	2	34	1	1,000
5	78	2	41	1	1,000
6	30	1	50	0	0,000
7	48	1	60	0	0,000
8	74	2	67	1	1,000
9	64	1	38	1	0,998
10	56	2	56	0	0,092
11	75	1	57	1	1,000
12	36	1	48	0	0,000
13	45	2	28	0	0,160
14	98	2	37	1	1,000
15	42	1	36	0	0,000
16	30	2	44	0	0,000
17	58	2	46	1	0,933
18	86	2	62	1	1,000
19	35	2	42	0	0,000
20	54	1	47	0	0,990

Рис.1. Результаты расчета по логистической регрессии

Еще одним инструментом, который достаточно хорошо аппроксимирует нелинейные отношения являются нейронные сети [5]. Поскольку нейронная сеть объединяет в себе большое количество нейронов, она представляет собой мощное средство моделирования, которое позволяет воспроизводить достаточно сложные зависимости. Среди явных преимуществ использования нейронных сетей можно выделить следующие: большой сектор использования данного инструментария в различных отраслях науки и производства (анализ данных, оптимизация, прогнозирование, маркетинговая деятельность и реклама, работа с изображениями, аудио и видео ресурсами и т.д.).

Для решения нейросетевой задачи может быть использован программный инструментарий пакета Statistica (модуль STATISTICA Automated Neural Networks (SANN)). В соответствии с рисунком 2 видно, что рассчитанные нейронные сети позволяют выполнить моделирование по исходным данным с точностью до 100%.

Сравнивая результаты можно сделать вывод о том, что использование нейронных сетей является наиболее точным методом моделирования сложных нелинейных зависимостей.

Predictions spreadsheet for Y (Data logit regression.sta)						
Samples: Train, Test, Validation						
Case name	Sample	F1 Input	F2 Input	F3 Input	Y Target	Y - Output 1. MLP 3-3-1
1	Train	45	1	52	0,000000	-0,000000
2	Train	62	2	32	1,000000	-1,000000
3	Train	52	2	36	1,000000	1,000000
4	Train	92	2	34	1,000000	1,000000
5	Validation	78	2	41	1,000000	1,000000
6	Train	30	1	50	0,000000	-0,000000
7	Train	48	1	60	0,000000	-0,000000
8	Validation	74	2	67	1,000000	1,000000
9	Train	64	1	38	1,000000	1,000000
10	Train	56	2	56	0,000000	0,000000
11	Validation	75	1	57	1,000000	0,997321
12	Train	36	1	48	0,000000	-0,000000
13	Train	45	2	28	0,000000	-0,000000
14	Train	98	2	37	1,000000	1,000000
15	Train	42	1	36	0,000000	0,000000
16	Train	30	2	44	0,000000	0,000000
17	Test	58	2	46	1,000000	0,999966
18	Test	86	2	62	1,000000	1,000000
19	Test	35	2	42	0,000000	0,000000
20	Train	54	1	47	0,000000	0,000000

Рис.2. Таблица предсказанных значений

Описанный подход может быть достаточно сложен для специалистов, не умеющих использовать инструментарий нейронных сетей. Наиболее простым способом моделирования бинарных зависимостей может быть использование уравнения логистической регрессии, характеристики

которой могут быть получены даже в результате расчетов, например, в табличном процессоре Excel. Разработанная методика является основой системы поддержки принятия решений, позволяющей осуществлять стратегическое развитие ВУЗа на основе эффективного инвестирования в его человеческий капитал.

### **Литература**

1. *Зинченко А.А.* Оценка персонала с использованием бинарной регрессии // Вестник Финансового университета. 2015. № 2 (86). С. 135-141.
2. *Полтаржицкая О.Б.* Моделирование риска увольнения сотрудников организации с помощью логистической регрессии // Научные стремления. 2016. № 20. С. 187-191.
3. *Hosmer D.W., Lemeshow S., Sturdivant R.X.* Applied Logistic Regression. A Wiley-Interscience Publication, 2000. – 375 с.
4. *Harrel F.E.* Regression modeling strategies. N. Y.: Springer, 2001.
5. *Хайкин, С.* Нейронные сети: полный курс, 2-е издание. : Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.: ил. – Парал. тит. англ.