

УДК: 519.237

## К вопросу выбора структуры многофакторной регрессионной модели на примере анализа факторов выгорания творческих работников

Т. Г. Апалькова

Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации,  
Россия, 125993, г. Москва, Ленинградский пр-т, д. 49

E-mail: apalkova.t.g@yandex.ru

*Получено 25.12.2020, после доработки — 05.01.2021.*

*Принято к публикации 05.01.2021.*

В статье обсуждается проблема влияния целей исследования на структуру многофакторной модели регрессионного анализа (в частности, на реализацию процедуры снижения размерности модели). Демонстрируется, как приведение спецификации модели множественной регрессии в соответствие целям исследования отражается на выборе методов моделирования. Сравниваются две схемы построения модели: первая не позволяет учесть типологию первичных предикторов и характер их влияния на результативные признаки, вторая схема подразумевает этап предварительного разбиения исходных предикторов на группы (в соответствии с целями исследования). На примере решения задачи анализа причин выгорания творческих работников показана важность этапа качественного анализа и систематизации априори отобранных факторов, который реализуется не вычислительными средствами, а за счет привлечения знаний и опыта специалистов в изучаемой предметной области.

Представленный пример реализации подхода к определению спецификации регрессионной модели сочетает формализованные математико-статистические процедуры и предшествующий им этап классификации первичных факторов. Наличие указанного этапа позволяет объяснить схему управляющих (корректирующих) воздействий (смягчение стиля руководства и усиление одобрения приводят к снижению проявлений тревожности и стресса, что, в свою очередь, снижает степень выраженности эмоционального истощения участников коллектива). Предварительная классификация также позволяет избежать комбинирования в одной главной компоненте управляемых и неуправляемых, регулирующих и управляемых признаков-факторов, которое могло бы ухудшить интерпретируемость синтезированных предикторов.

На примере конкретной задачи показано, что отбор факторов-регрессоров — это процесс, требующий индивидуального решения. В рассмотренном случае были последовательно использованы: систематизация признаков, корреляционный анализ, метод главных компонент, регрессионный анализ. Первые три метода позволили существенно сократить размерность задачи, что не повлияло на достижение цели, для которой эта задача была поставлена: были показаны существенные меры управляющего воздействия на коллектив, позволяющие снизить степень эмоционального выгорания его участников.

Ключевые слова: многофакторный статистический анализ, систематизация предикторов, методы снижения размерности, модель анализа профессионального выгорания

UDC: 519.237

## On the question of choosing the structure of a multivariate regression model on the example of the analysis of burnout factors of artists

T. G. Apal'kova

Financial University under the Government of the Russian Federation,  
49 Leningradsky prospekt, 125993, Moscow, Russia

E-mail: apalkova.t.g@yandex.ru

*Received 25.12.2020, after completion — 05.01.2021.  
Accepted for publication 05.01.2021.*

The article discusses the problem of the influence of the research goals on the structure of the multivariate model of regression analysis (in particular, on the implementation of the procedure for reducing the dimension of the model). It is shown how bringing the specification of the multiple regression model in line with the research objectives affects the choice of modeling methods. Two schemes for constructing a model are compared: the first does not allow taking into account the typology of primary predictors and the nature of their influence on the performance characteristics, the second scheme implies a stage of preliminary division of the initial predictors into groups, in accordance with the objectives of the study. Using the example of solving the problem of analyzing the causes of burnout of creative workers, the importance of the stage of qualitative analysis and systematization of a priori selected factors is shown, which is implemented not by computing means, but by attracting the knowledge and experience of specialists in the studied subject area. The presented example of the implementation of the approach to determining the specification of the regression model combines formalized mathematical and statistical procedures and the preceding stage of the classification of primary factors. The presence of this stage makes it possible to explain the scheme of managing (corrective) actions (softening the leadership style and increasing approval lead to a decrease in the manifestations of anxiety and stress, which, in turn, reduces the severity of the emotional exhaustion of the team members). Preclassification also allows avoiding the combination in one main component of controlled and uncontrolled, regulatory and controlled feature factors, which could worsen the interpretability of the synthesized predictors. On the example of a specific problem, it is shown that the selection of factors-regressors is a process that requires an individual solution. In the case under consideration, the following were consistently used: systematization of features, correlation analysis, principal component analysis, regression analysis. The first three methods made it possible to significantly reduce the dimension of the problem, which did not affect the achievement of the goal for which this task was posed: significant measures of controlling influence on the team were shown, allowing to reduce the degree of emotional burnout of its participants.

Keywords: multivariate statistical analysis, systematization of predictors, methods of dimension reduction, model of professional burnout analysis

Citation: *Computer Research and Modeling*, 2021, vol. 13, no. 1, pp. 265–274 (Russian).

## 1. Введение

Не будет преувеличением утверждать, что в любой прикладной области исследователь сталкивается сегодня с необходимостью анализа многомерных массивов данных. Развитие технических и инструментальных средств позволяет реализовывать сколь угодно сложные алгоритмы и процедуры классификации, регрессионного анализа методами машинного обучения, глубокого обучения и т. д. При этом получаемые результаты в ряде случаев не позволяют получить удовлетворительно интерпретируемый результат в понятиях предметной области.

В настоящее время существует большое количество формальных методов отбора признаков многомерной модели, например: на основе информационной теории [Peng et al., 2005, критерия независимости Lasso Гильберта–Шмидта [Yamada, 2014], методов метаэвристики [Hampton, 2013] и ряда других. Не исключено, что перечень этих методов будет дополняться и обновляться в ближайшей перспективе по причине отсутствия универсального механизма, позволяющего наилучшим образом решать большинство задач.

Вместе с тем нельзя отрицать необходимость учета соответствия выбора применяемых методов математико-статистического моделирования к представлениям, существующих в конкретной исследуемой предметной области, а также содержательной постановке задачи.

В частности, это утверждение относится к процессу отбора предикторов регрессионной модели, например, в случае, когда число первоначальных факторов чрезмерно велико. Доступность автоматизации процесса выбора предикторов методами, которые упомянуты выше, не снижает важности и целесообразности разработки уникальных спецификаций моделей, учитывающих природу описываемых явлений и тем самым исключающих, например, получение ложных выводов о существовании причинно-следственной связи между физически независимыми явлениями («чаще моется — любит оперы Вагнера»: пример упоминается В. Л. Аббакумовым с отсылкой к Б. Шоу [Аббакумов, 2009]). Под автоматизацией понимается, например, применение к исходному набору признаков стандартного набора математико-статистических процедур, позволяющих найти оптимальный с точки зрения какого-либо математического критерия (например, максимума доли объясненной вариативности резульативного признака или минимума доли ложноположительных и (или) ложноотрицательных классификационных решений). Проиллюстрируем эту мысль примером. При выборе наилучшего числа главных компонент можно руководствоваться, например, методом Кайзера: значимы те главные компоненты,

для которых  $\lambda_i > \frac{1}{n} \text{tr} C$ , где  $\lambda_i$  — собственные числа,  $\text{tr} C$  — след ковариационной матрицы,

или правилом «сломанной трости» (The broken-stick model [Baczowski, 2000]):  $k$ -й собственный вектор (в порядке убывания собственных чисел сохраняется в списке главных компонент,

если  $\left(\frac{\lambda_1}{\text{tr} C} > \lambda_1\right) \& \left(\frac{\lambda_2}{\text{tr} C} > \lambda_2\right) \dots \& \left(\frac{\lambda_k}{\text{tr} C} > \lambda_k\right) > l_k$ , где  $l_i = \frac{1}{n} \sum_{j=i}^n \frac{1}{j}$  — математическое ожидание

длин частей отрезка единичной длины («трость»), или каким-либо другим формализованным методом. Но не следует забывать, что главные компоненты, такие как предикторы, должны не только объяснять как можно больший процент дисперсии исходных признаков, но и быть, помимо того, хорошо интерпретируемы. В самом деле, включение в модель синтезированных предикторов, часто получаемых при использовании автоматизированных, формальных процедур, содержательный смысл которых трудно передать, не будет способствовать пониманию моделируемого явления. Несмотря на то что вопрос корректной (формально и по смыслу) спецификации не теряет актуальности, он обсуждается последнее время все реже [Липач, 2012]. В частности, процесс отбора факторов в процессе математической формулировки в основном сводится к устранению проблемы мультиколлинеарности.

В статье обсуждается целесообразность качественного анализа и систематизации первичных факторов при построении модели множественной регрессии. Сравняются две схемы построения модели: первая не позволяет учесть типологию первичных предикторов и характер их

влияния на результативные признаки, вторая схема подразумевает этап предварительного разбиения исходных предикторов на группы в соответствии с целями исследования. В частности, в рассматриваемом примере модели связи факторов профессионального выгорания творческих работников с признаком, отражающим степень выраженности этого синдрома, выделяются управляемые, неуправляемые и регулирующие факторы, поскольку предназначение модели — обоснование наиболее эффективных мер и схем коррекции.

## 2. Методы (основная часть)

Ранее в [Апалькова, Соболева, 2020] была представлена методика систематизации факторов профессионального выгорания творческих работников (на примере данных коллектива театральной труппы) методами многомерного статистического анализа. В работах специалистов профессиональное выгорание упоминается как синдром, «развивающийся на фоне хронического стресса и ведущий к истощению эмоционально-энергических и личностных ресурсов работающего человека» [Бухтияров, Рубцов, 2014]. Данный синдром формируется под влиянием множества причин и обстоятельств эндо- и экзогенного характера. Набор факторов, наиболее актуальных для анализа конкретного творческого коллектива, был априори задан. Целью упомянутого исследования было построение методики «выявления в первичном наборе предикторов наиболее значимых факторов, определения силы и направления их воздействия, а также определения достаточности первично отобранных факторов профессионального выгорания» [Апалькова, Соболева, 2020]. Таким образом, в работе была предпринята попытка ответа на вопрос, какие именно причины в наибольшей степени повлияли на формирование синдрома профессионального выгорания работников обследуемого коллектива. В соответствии с поставленной целью результатом моделирования явилась регрессионная модель, демонстрирующая степень воздействия отдельных факторов на степень проявления синдрома.

Отметим, что в указанной работе был реализован следующий формальный подход к построению регрессионной модели (обозначим его как схему 1):

- 1) выбор форм зависимости между результативными признаками (одним или несколькими показателями проф. выгорания) и регрессорами;
- 2) построение корреляционной матрицы (поскольку признаки измерялись в порядковых шкалах, были рассчитаны коэффициенты корреляции Спирмена);
- 3) решение проблемы мультиколлинеарности (исключением переменных или с помощью метода главных компонент);
- 4) отсеивание несущественных факторов (на основе их корреляций с результативными признаками);
- 5) построение уравнений связи результативных признаков с регрессорами;
- 6) оценка параметров;
- 7) при необходимости — корректировка набора факторов и уравнений.

Схематично данный подход отражен на рис. 1. Стрелки соответствуют уравнениям связи между результативными признаками и регрессорами.

Спецификация, соответствующая схеме 1 построения модели, описывается системой

$$\begin{cases} Y_i = \sum_{j=1}^m \alpha_j PC_j + \alpha_0 + \varepsilon_i, & i = \overline{1, l}, \\ PC_j = \sum_{k=1}^n b_k X_k, & j = \overline{1, m}, \end{cases} \quad (1)$$

где  $Y_i$  — результативные признаки,  $PC_j$  — синтезируемые предикторы, главные компоненты,  $X_k$  — первичные факторы,  $a_j$ ,  $b_j$  — оцениваемые параметры модели.



Рис. 1. Первый подход к построению модели выявления факторов проф. выгорания (схема 1)

Регрессионные уравнения, отражающие причинно-следственные связи между показателями профессионального выгорания и факторами влияния, представлены в (1), формула (2) отражает формирование главных компонент как синтетических предикторов.

Схема, представленная на рис. 1, имеет следующие недостатки: допустимость комбинации в любом из синтезируемых предикторов  $PC_j$  несочетаемых по физической природе и смыслу исходных признаков, а также невозможность оценки опосредованного влияния на результат одних первичных факторов через другие.

Более ценной с точки зрения возможности практического применения результатов моделирования представляется схема 2:

- 1) классификация регрессоров на факторы воздействия, управляемые факторы и неуправляемые факторы;
- 2) при необходимости — сокращение размерности и решение проблемы мультиколлинеарности за счет группировки управляемых факторов и регулирующих факторов (метод главных компонент применяется к каждой категории по отдельности);
- 3) выбор форм зависимости между управляемыми факторами и факторами воздействия (регулирующими), между результативными признаками и управляемыми и неуправляемыми факторами;
- 4) построение уравнений в общем виде;
- 5) оценка параметров;
- 6) при необходимости — корректировка модели.

Схематично второй подход отражен на рис. 2. Стрелки соответствуют уравнениям связи между результативными признаками и регрессорами. На рисунке видно, что в отличие от схемы 1 присутствует 2 категории зависимых переменных: регулируемые факторы и результативные признаки (собственно показатели профессионального выгорания).

В рамках второго подхода (схема 2) в первую очередь все факторы профессионального выгорания должны быть разбиты на категории: регулирующие, подлежащие регулировке и не подлежащие регулировке. Такая систематизация приводит к увеличению числа уравнений (управляющие факторы воздействуют на результативный признак опосредованно), но одновременно сокращает число факторов в каждом уравнении.

Спецификация модели, построенной в соответствии со схемой 2, в простейшем случае (когда количество неуправляемых факторов и регулирующих невелико) имеет вид

$$\left\{ \begin{array}{l} Y_i = \sum_{k=p+1}^n a_k X_k + a_0 + \sum_{j=1}^m \alpha_j PC_j + \alpha_0 + \varepsilon_i, \quad i = \overline{1, l}, \quad (3) \\ PC_j = \sum_{k=1}^r \beta_k X_k + \beta_0 + \varepsilon_j, \quad j = \overline{1, m}, \quad (4) \\ PC_j = \sum_{k=r+1}^p b_k X_k, \quad j = \overline{1, m}, \quad (5) \end{array} \right.$$

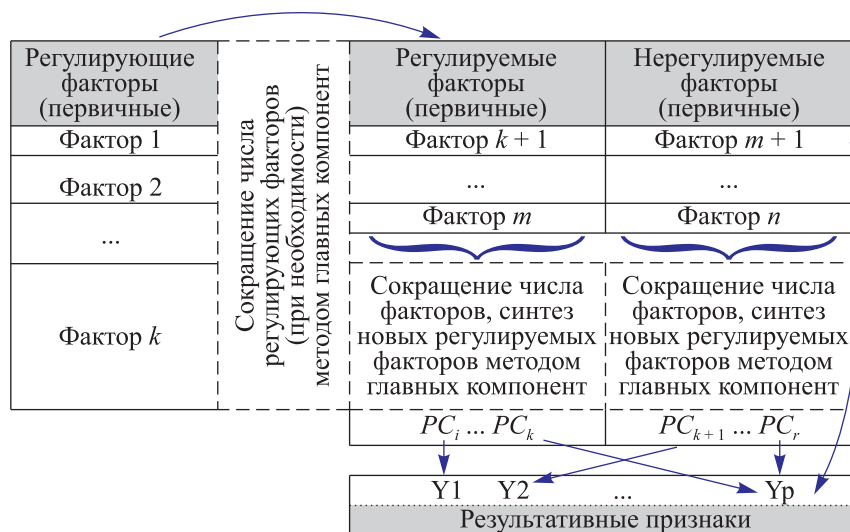


Рис. 2. Второй подход к построению модели выявления факторов профвыгорания (схема 2)

где  $X_k$  при  $k = \overline{1, r}$  — первичные регулирующие факторы, при  $k = \overline{r+1, p}$  — первичные регулируемые факторы, при  $k = \overline{p+1, n}$  — первичные нерегулируемые факторы,  $Y_i$  — результативные признаки,  $PC_j$  — синтезируемые управляемые факторы,  $a_k, \alpha_j, \beta_k, b_k$  — оцениваемые параметры.

В модели (3)–(5) уравнения (3) отражают влияние на показатели профессионального выгорания (эмоциональное истощение, редукция достижений и др.) нерегулируемых первичных (пол, возраст, стаж) и синтетических регулируемых факторов (главных компонент). Уравнения (4) отражают процесс формирования синтезированных управляемых признаков под влиянием регулирующих воздействий (стиль руководства, одобрение и т. п.). Формула (5) описывает процесс синтеза главных компонент как линейных комбинаций исходных управляемых признаков.

Преимущество второй спецификации (3)–(5) в том, что при составлении регрессионных уравнений в них не комбинируются управляемые и регулирующие, регулируемые и нерегулируемые факторы. Также регулируемые и нерегулируемые признаки одновременно не могут входить в состав одной и той же главной компоненты (например, в ней не будут сочетаться пол и индекс усталости, что затруднило бы объяснение сути синтезируемого таким образом признака). Это делает структуру модели более «прозрачной», а параметры и уравнения — легко интерпретируемыми.

Именно процесс классификации первичных факторов (потенциальных предикторов) является неформализуемым, уникальным для каждой конкретной постановки и зависящим от предназначения и дальнейшего использования модели, а также обеспечивается за счет не вычислительных алгоритмов, а специфических знаний специалистов в исследуемой предметной области.

В рассматриваемом конкретном примере используются признаки, перечисленные в таблице 1. В качестве результативного признака выбрана только компонента «эмоциональное истощение», поскольку именно эта составляющая профессионального выгорания была наиболее выражена в данном коллективе.

В силу достаточно большого числа регулируемых факторов и относительно небольшого числа наблюдений (коллектив состоит из 28 человек) для возможности получения понимаемых специалистами зависимостей между измеряемыми признаками в эксперименте понадобилось сократить количество управляемых предикторов. Некоторые из них были исключены по формальным признакам в силу низкой корреляции с результативным признаком (пол, стаж, агрес-

Таблица 1. Систематизация признаков модели

Регулирующие факторы	
Стили руководства	Директивный, попустительский, коллегиальный
Одобрение как мера воздействия	
Регулируемые факторы	
Степень утомления	Выражаются специальными индексами
Степень пресыщения	
Степень монотонии	
Уровень стресса	
Тревожность реактивная	Оцениваются по специальным методикам [Водопьянова, 2008]
Тревожность личностная	
Перфекционизм, ориентированный на себя	
Перфекционизм, ориентированный на других	
Социально предписанный перфекционизм	
Склонность к агрессии	
Степень фрустрации	Оценивается по шкале Бойко [Бойко, 2000]
Нерегулируемые факторы	
Стаж	Число лет в профессии
Пол	Бинарный признак
Результативный признак	
Степень эмоционального выгорания	Оценивается индексом МБИ(Э) [Maslach, 1978]

сивность). Корреляционный анализ показал также, что, во-первых, все факторы (кроме ранее исключенных), отобранные как непосредственно воздействующие на результат, более или менее тесно связаны с результативным признаком (парные коэффициенты корреляции колеблются от 0.4 до 0.8), во-вторых, практически все они интеркоррелированы. Наиболее уместным средством, решающим одновременно проблемы высокой размерности и мультиколлинеарности, является метод главных компонент (РСА). Метод предполагает, что все исходные (наблюдаемые) признаки, описывающие объект, могут быть агрегированы в несколько некоррелированных между собой синтезированных признаков — главных компонент. Каждая главная компонента представляет собой линейную комбинацию исходных признаков:

$$PC_k = \sum_{j=1}^m a_{kj} X_j. \text{ При этом компоненты выбираются таким образом, что каждая новая}$$

компонента вносит максимально возможный вклад в суммарную дисперсию признаков:  $corr(PC_l, PC_k) = 0, k \neq l$ .

На практике, как правило, в качестве предикторов в модели оставляют небольшое число компонент, на долю которых приходится значительный процент дисперсии, все главные компоненты необходимы только для точной аппроксимации.

Применительно к решаемой задаче наилучшим оказалось выделение двух главных компонент. Выбор именно такого числа был определен в силу того, что именно две компоненты представляют собой наиболее хорошо интерпретируемые синтетические признаки и наиболее тесно коррелируют с результативным признаком. В совокупности PC1 и PC2 объясняют 73 % дисперсии. Для удобства их интерпретации приведем таблицу соответствующих факторных нагрузок (таблица 2).

Нагрузки, приведенные в таблице 2, показывают, какие именно исходные факторы оказали наибольшее влияние на формирование каждой компоненты. Они необходимы, чтобы иметь

возможность интерпретировать главные компоненты. Так, в рассматриваемом примере первая компонента формируется главным образом за счет факторов стресса, усталости и тревожности (дадим ей условное название «усталость – тревожность – стресс»), а вторая объединяет в себе факторы перфекционизма (назовем ее «перфекционизм»). Фактор «степень фрустрации» оказывает влияние на обе главные компоненты в равной мере.

Таким образом, в модели остаются всего два управляемых предиктора.

Таблица 2. Нагрузки главных компонент

Первичные факторы	PC1	PC2
Индекс утомления	-0.91	0.05
Индекс пресыщения	-0.72	0.42
Индекс монотонии	-0.79	0.26
Индекс стресса	-0.88	-0.03
Тревожность реактивная	-0.81	0.29
Тревожность личностная	-0.82	0.16
Перфекционизм, ориентированный на себя	-0.15	-0.90
Перфекционизм, ориентированный на других	-0.18	-0.87
Социально предписанный перфекционизм	-0.41	-0.66
Фрустрация	-0.56	-0.57

### 3. Результаты

После проведенного сокращения управляемых факторов и оценки корреляции управляющих факторов и управляемых, модель приобрела следующую спецификацию:

$$PC_1 = a_0 + a_1X_1 + a_2X_2 + \varepsilon, \quad (6)$$

$$Y = b_0 + b_1PC_1 + b_2PC_2 + \nu, \quad (7)$$

где  $X_1$  — директивный стиль руководства,  $X_2$  — одобрение,  $Y$  — степень выраженности эмоционального истощения по шкале МВИ.

После оценки методом наименьших квадратов параметров модели (6)–(7) получены результаты:  $PC_1 = 2.6 + 0.1X_1 - 0.35X_2 + \varepsilon$ ,  $R^2 = 0.59$ , все коэффициенты значимы на уровне  $p\text{-value} < 0.005$ ,  $Y = 38.8 - 3.1PC_1 - 1.7PC_2 + \nu$ ,  $R^2 = 0.61$ , все коэффициенты значимы на уровне  $p\text{-value} < 0.005$ .

Интерпретировать оцененную модель можно следующим образом. На формирование компоненты «усталость – тревожность – стресс» ( $PC_1$ ) оказывает усиливающее действие директивный стиль руководства. Коррекция стиля позволит уменьшить проявленность факторов, входящих в состав этой главной компоненты. Заметим далее, что факторы, формирующие главные компоненты  $PC_1$  и  $PC_2$ , входят в линейные комбинации с отрицательными коэффициентами, поэтому коэффициенты при самих компонентах в уравнении (4) также меньше нуля. Компонента «усталость – тревожность – стресс» усиливает степень выраженности эмоционального истощения. Компонента, на формирование которой главным образом оказали проявления перфекционизма, также повышает степень выгорания. Однако модель не дает ответа на вопрос, каковы возможные меры воздействия на эту компоненту, поскольку в процессе корреляционно-регрессионного анализа не установлена связь между включенными в анализ управляющими факторами и компонентой  $PC_2$ .



#### 4. Заключение, выводы

Рассмотренный в настоящей работе пример реализации подхода к определению спецификации регрессионной модели, учитывающего цели моделирования и предназначение модели (обоснование выбора мер корректировки синдрома профессионального выгорания у работников творческого коллектива), сочетает формализованные математико-статистические процедуры и предшествующий им этап классификации первичных факторов. Именно наличие указанного этапа позволяет объяснить схему управляющих (корректирующих) воздействий (смягчение стиля руководства и усиление одобрения приводят к снижению проявлений тревожности и стресса, что, в свою очередь, снижает степень выраженности эмоционального истощения). Также классификация позволяет избежать комбинирования в одном синтетическом предикторе (к которому прибегают вынужденно из-за высокой размерности) управляемых и неуправляемых, регулирующих и управляемых признаков-факторов, которое могло бы ухудшить интерпретируемость главных компонент.

Таким образом, на примере конкретной задачи было показано, что отбор факторов-регрессоров — это процесс, требующий индивидуального решения. В рассмотренном случае были последовательно использованы систематизация признаков, корреляционный анализ, метод главных компонент, регрессионный анализ. Первые три метода позволили существенно сократить размерность задачи, что не повлияло на достижение цели, для которой эта задача была поставлена: были показаны существенные меры управляющего воздействия на коллектив, позволяющие снизить степень эмоционального выгорания его участников. Также модель позволила обнаружить, что перечень изначально рассматриваемых управляющих факторов не является полным, поскольку не объясняет всех непосредственных причин возникновения эмоционального выгорания.

#### Список литературы (References)

- Аббакумов В. Л.* Бизнес-анализ информации. Статистические методы: учебник. — СПб.: Экономика, 2009.  
*Abbakumov V. L.* Biznes-analiz informacii. Stasticheskie metody: uchebnik [Business analysis of information. Stastic methods. Textbook]. — Saint Petersburg: Ekonomika, 2009 (in Russian).
- Апалькова Т. Г., Соболева С. В.* Методы многомерного статистического анализа в исследовании факторов формирования профессионального выгорания творческих работников // Международный научно-исследовательский журнал. — 2020. — № 7-2 (97). — С. 93–100.  
*Apal'kova T. G., Soboleva S. V.* Metody mnogomernogo statisticheskogo analiza v issledovanii faktorov formirovaniya professional'nogo vygoraniya tvorcheskih rabotnikov // Mezhdunarodnyj nauchno-issledovatel'skij zhurnal [Methods of multidimensional statistical analysis in the study of factors of formation of professional burnout of artists]. — 2020. — No. 7-2 (97). — P. 93–100 (in Russian).
- Лапач С. Н., Радченко С. Г.* Основные проблемы построения регрессионных моделей // Математические машины и системы. — 2012. — Т. 1, № 4. — С. 125–133.  
*Lapach S. N., Radchenko S. G.* Osnovnye problemy postroeniya regressionnyh modelej [The main problems of building regression models] // Matematicheskie mashiny i sistemy. — 2012. — Vol. 1, No. 4. — P. 125–133 (in Russian).
- Бухтияров И. В., Рубцов М. Ю.* Профессиональное выгорание, его проявления и критерии оценки. Аналитический обзор // Вестник национального медико-хирургического Центра им. Н. И. Пирогова. — 2014. — № 2. — URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/professionalnoe-vygoranie-ego-rojavleniya-i-kriterii-otsenki-analiticheskij-obzor> (дата обращения: 10.11.2020).  
*Buhtijarov I. V., Rubcov M. Yu.* Professional'noe vygoranie, ego projavlenija i kriterii ocenki. Analiticheskij obzor [Burnout, its manifestations and assessment criteria. Analytical Review] // Vestnik Nacional'nogo mediko-hirurgicheskogo Centra im. N. I. Pirogova. — 2014. — No. 2 (in Russian). — Available at: <https://cyberleninka.ru/article/n/professionalnoe-vygoranie-ego-projavleniya-i-kriterii-otsenki-analiticheskij-obzor> (accessed: 10.06.2020).
- Бойко В. В.* Синдром «эмоционального выгорания» в профессиональном общении. — СПб.: Сударыня, 2000. — 32 с.

- Bojko V. V.* Sindrom “jemocional'nogo vygoranija” v professional'nom obshhenii [The syndrome of “emotional burn-out” in professional communication]. — Saint Petersburg: Sudarynja, 2000. — 32 p. (in Russian).
- Водопьянова Н. Е.* Синдром выгорания: диагностика и профилактика / Н. Е. Водопьянова, Е. С. Старченкова. — СПб.: Питер, 2008. — 258 с.  
*Vodop'janova N. E.* Sindrom vygoranija: diagnostika i profilaktika [Burnout syndrome: diagnosis and prevention] / N. E. Vodop'janova, E. S. Starchenkova. — Saint Petersburg: Piter, 2008. — 258 p. (in Russian).
- Maslach C.* The client role in staff burnout // *Journal of Social Issues*. — 1978. — Vol. 43 (4). — P. 11–124.
- Peng H. C., Long F., Ding C.* Feature selection based on mutual information: criteria of max-dependency, max-relevance, and min-redundancy // *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. — 2005. — Vol. 27, No. 8.
- Yamada M., Jitkrittum W., Sigal L., Xing E. P., Sugiyama M.* High-dimensional feature selection by feature-wise non-linear lasso // *Neural Computation*. — 2014. — Vol. 26, No. 1. — P. 185–207.
- Hammon J.* Optimisation combinatoire pour la sélection de variables en régression en grande dimension: Application en génétique animale. — Université des Sciences et Technologie de Lille — Lille I, 2013.
- Baczkawski A. J.* The broken-stick model for species abundances: An initial investigation // *Psychological Bulletin*. — 2000, Internal Report STAT 00/10.