

## Моделирование численности вакансий на рынке труда Алтайского края\*

*А.В. Гуров, И.В. Пономарев*

Алтайский государственный университет (Барнаул, Россия)

## Simulation of Job Vacancy Numbers in Altai Territory Labor Market

*A. V. Gurov, I. V. Ponomarev*

Altai State University (Barnaul, Russia)

Исследуется рынок труда. Одной из основных проблем на российском рынке труда является безработица. После кризиса в ходе шоковой терапии 1990-х гг. возобновившийся рост экономики позволил снизить уровень безработицы и увеличить занятость населения. За последние годы безработица в России имеет тенденцию к сокращению. Это справедливо как для исследований, проводимых по методологии Международной организации труда, основанной на опросах населения, так и для статистики по количеству официально зарегистрированных в России безработных. Кроме того, стоит отметить определенный дисбаланс, который наблюдается между предложением и спросом рабочих мест в зависимости от должности. Если наибольшее количество рабочих мест категории служащих приходится на вакансии специалистов, врачей и инженеров, то наибольшим спросом пользуются вакансии бухгалтера, юриста, экономиста, техника. В свою очередь различные регионы России значительно различаются по уровню занятости и безработицы, а также спросом на вакантные места и их предложением. Предлагаемые методы прогнозирования численности требуемых работников на вакантные места в Алтайском крае позволяют рассмотреть тенденции изменения экономического показателя на примере отдельного регионального рынка труда. Для получения прогноза строятся статистическая ARMA и нечеткая модели временного ряда. Анализируются и сравниваются результаты, полученные разными методиками прогнозирования. Строятся прогнозные оценки динамики его изменения.

**Ключевые слова:** временной ряд, нечеткие множества, модель ARMA, рынок труда.

DOI 10.14258/izvasu(2014)1.2-12

In this paper, the labor market is investigated. Unemployment is one of the main problems of the Russian labor market. A crisis during the course of shock therapy in the 90s was followed by the Russian economy growth and unemployment rate decrease. Over the last ten years, the rate of unemployment in Russia tends to go down. This fact is noted both in researches based on the International Labor Organization methods and in statistics reports on the number of unemployed persons officially registered in Russia. Also, a particular imbalance between supply and demand of job vacancies depending on job positions is observed. On the one hand, it is the highest number of job openings for experts, doctors and engineers, and, on the other hand, it is the number of people looking for vacancies of accountants, lawyers, technicians, and economists. The rates of employment and unemployment, the supply and demand of job vacancies are very much different in various regions of Russia. The proposed prediction methods for job vacancy numbers in Altai territory labor market are utilized to investigate the trend of an economic indicator viable to the regional labor market. The prediction methods are based on the statistical ARMA model and fuzzy models of time series. The results of different predictions are evaluated, and changes in trend dynamics are investigated.

**Key words:** time series, fuzzy sets, ARMA model, labor market.

\* Опубликовано при поддержке Министерства образования и науки Российской Федерации в рамках базовой части государственного задания в сфере научной деятельности

ФГБОУ ВПО «Алтайский государственный университет»  
Код проекта: 1148.

**1. Введение.** Изучению регионального рынка труда посвящены работы многих исследователей [1–5]. Одним из направлений исследований является анализ статистической информации. Теоретические идеи и методы изучения зависимостей описаны в работах [6–11]. Информационной базой данного исследования являются данные Федеральной службы государственной статистики за 2009–2013 гг. о численности требуемых работников на вакантные рабочие места в Алтайском крае (рис. 1).

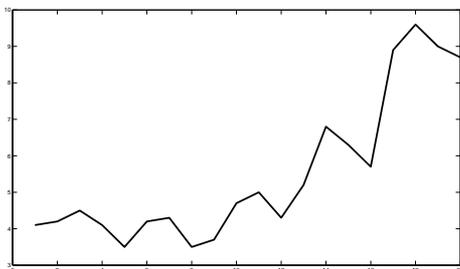


Рис. 1. Численность требуемых работников на вакантные рабочие места в Алтайском крае (тыс. чел.)

**2. Построение модели ARMA.** Значения исследуемого временного ряда не подвержены общему тренду в течение анализируемого нами периода и не имеют ярко выраженную сезонность. Поскольку в данном ряде не присутствует ярко выраженная случайная составляющая, то мы можем сделать вывод, что большая часть данных изменяется закономерно, поэтому можно предположить соблюдение предпосылки устойчивости данных временного ряда. Дальнейшее исследование будем осуществлять с помощью системы Eviews.

Таблица 1

Тест Дики-Фулера для первых разностей с константой и трендом

		t-Statistic	Prob.
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-8.308043	0.0000
Test critical values:	1% level	-4.667883	
	5% level	-3.733200	
	10% level	-3.310349	

Проверим исследуемый нами временной ряд на стационарность. Для этого проведем тест Дики-Фулера на наличие единичных корней в различных вариациях, а именно изучение исходного ряда, а также первой и второй разностной производной. В таблице 1 приведен лучший из полученных результатов.

При анализе результатов сделаны следующие выводы: для первых разностей на 5%-ном уровне значимости отклоняем нулевую гипотезу о наличии единичных корней, т.е. ряд стационарен и порядок интеграции исходного ряда I(1). Поэтому целесообразно использовать для последующего анализа ряд первых разностей значений, который будет приближен к стационарному ряду, а именно при построении в уравнение регрессии будем включать приращения первого порядка, константу и тренд.

Далее необходимо определить вид нашей модели из предложенных AR, MA, ARMA. Для этого построим коррелограмму временного ряда первых разностей (см. рис. 2).

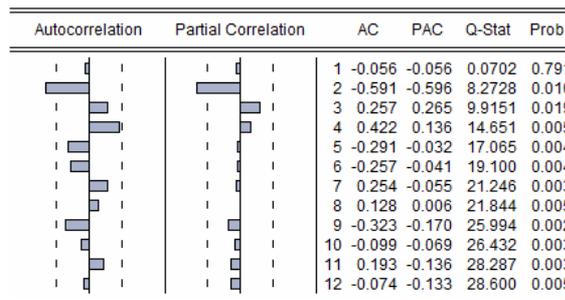


Рис. 2. Коррелограмма первых разностей

Поскольку наша коррелограмма показывает, что и автокорреляционная функция, и частная автокорреляционная функция имеют убывающий и зубчатый характер (есть выпадения и у автокорреляционной функции, и у частной автокорреляционной функции), то мы делаем вывод о том, что наша модель имеет вид ARMA (p,q). Теперь нам необходимо определить порядки p и q входящих в модель функций AR и MA. Порядок AR определяем по выпадениям частной автокорреляционной функции, а порядок MA — по автокорреляционной функции.

Так как в нашей ситуации пара значений автокорреляционной функции и частной автокорреляционной функции выпадают за границы  $2 \pm \sigma$ , включим в модель наиболее близкие к границам порядки элементов AR и MA.

Руководствуясь такой логикой, мы включаем в модель элементы AR(2), MA(2).

При построении будем учитывать значимость коэффициентов уравнения регрессии, изменение информационных критериев и статистических характеристик. Таким образом, удалив статистически незначимые коэффициенты из исходного уравнения, получим значения элементов, представленные в таблице 2.

Для проверки статистической достоверности модели необходимо исследовать выполнение следующих предпосылок:

Таблица 2  
Уравнение регрессии  $ls\ x\ @trend\ dx\ ar(2)\ ma(2)$

Variable	Coeff	Std.Err.	t-Stat	Prob.
DX	0.5009	0.1704	2.9402	0.0115
@TREND	0.4638	0.0085	54.812	0.0000
AR(2)	0.3223	0.1047	3.0784	0.0088
MA(2)	-0.9387	0.0403	-23.313	0.0000

- Случайный характер остатков модели.  
Анализ графика остатков не выявил тенденций их изменений.
- Нулевое значение математического ожидания остатков.  
Среднее значение полученных остатков (-0.0123) позволяет принять выдвигаемую гипотезу.
- Наличие гомоскедастичности.  
Для проверки применим тест Уайта. Для выбранной квадратичной зависимости, значение вероятности нарушения F-статистики (0,8255) больше выбранного уровня значимости (0.05). Значит, гипотеза о наличии гомоскедастичности принимается, что обеспечивает выполнение данной предпосылки (табл. 3).

Таблица 3  
Результаты теста Уайта

F-statistic	0.5234	Prob. F(10,6)	0.8255
Obs*R-squared	7.9205	Prob. Chi-Sq.(10)	0.6366
Scaled explained SS	2.6503	Prob. Chi-Sq.(10)	0.9885

- Отсутствие автокорреляции остатков.  
Явление автокорреляции по поведению остатков можно выявить с помощью теста Бреуша-Годфи. В нашем случае нулевая гипотеза подтверждается, так как значение вероятности ошибки (0.0547) превышает выбранное критическое значение (0.05) (табл. 4). Следовательно, в данной модели отсутствует автокорреляция.

Таблица 4  
Результаты теста Бреуша-Годфи

F-statistic	2.8630	Prob. F(2,11)	0.0998
Obs*R-squared	5.8127	Prob. Chi-Sq.(2)	0.0547

- Подчинение остатков нормальному закону распределения.

Гипотезу проверим, сравнивая рассчитанное значение статистики Жарге-Бера с критическим значением распределения хи-квадрат с двумя степенями свободы. В нашем случае

$$JB = 0.8419 < \chi^2(2) = 5.9915,$$

т.е. остатки подчиняются нормальному закону распределения.

Таким образом, получили выполнение всех предпосылок и данные результаты наблюдения должны в большей степени соответствовать действительности, так как оценки параметров модели обладают свойствами несмещенности, состоятельности и эффективности.

**3. Модель нечеткого временного ряда (НВР).** Другим подходом к исследованию временного ряда является использование нечетких множеств. Будем рассматривать модель нечеткого временного ряда первого порядка

$$F(t) = F(t - 1) \circ R(t, t - 1),$$

где  $F(t)$  — значение показателя в момент  $t$ ;  $R(t, t - 1)$  — нечеткое отношение между уровнями ряда  $t$  и  $t - 1$ ;  $\circ$  — нечеткая композиция.

Для построения модели была разработана программа в пакете MatLab, реализующая представленный ниже алгоритм:

- Весь диапазон изменения временного ряда был разделен на семь интервалов. Каждое из значений временного ряда отнесено к соответствующему интервалу.
- Фазификация входных данных осуществлялась по формуле

$$\mu_{A_j}(u_i) = \frac{1}{1 + (C \cdot (u_i - u_j))^2},$$

где  $A_j$  — нечеткое множество, характеризующее интервал  $j$ ;  $u_i$  — середина интервала  $i$ ;  $C$  — постоянная, которая обеспечивает преобразование четких количественных чисел в нечеткие, т.е. их вхождение в интервал  $[0, 1]$ .

- Вычисляются правила вида  $A_i \rightarrow A_j$ , т.е. в момент времени  $t - 1$  значение временного ряда попало в  $i$ -й интервал, а в момент  $t$  — в  $j$ -й. Объединяя полученные правила строим нечеткое отношение

$$R(t, t - 1) = \bigcup A_j.$$

- Расчитывается значение нечеткого временного ряда в момент  $t$ . Результат дефазифицируется методом наименьших из максимумов

$$\min_i \max\{\mu_A(u_i)\}$$

**4. Сравнение результатов моделирования и прогнозирования.** Для проверки адекватности модели необходимо провести сравнение прогнозных и реальных данных.

Для модели ARMA получаем следующие результаты (табл. 5).

Таблица 5  
Результаты вычислений по модели ARMA

Квартал 2013 г.	Данные		Абсолютная ошибка
	реальные	прогнозные	
3	9.000	8.505	0.494
4	8.700	8.391	0.308

Ошибки прогноза незначительные, реальные данные включаются в доверительный интервал для прогнозных, соответственно, можно сделать вывод о целесообразности использования построенной модели для прогнозирования.

Для модели (НВР) функции принадлежности прогнозных значений для 3-го (верхний рисунок) и 4-го (нижний рисунок) кварталов 2013 г. представлены на рисунке 3. Деффазицированные значения предствалены в таблице 6.

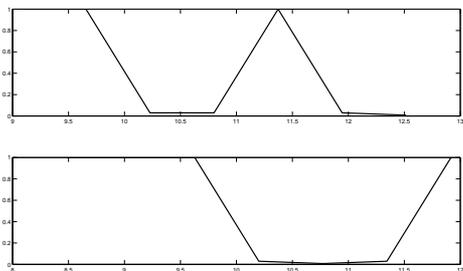


Рис. 3. Функции принадлежности прогноза на 3–4-й квартал 2013 г.

Таблица 6  
Результаты вычислений по модели НВР

Квартал 2013 г.	Данные		Абсолютная ошибка
	реальные	прогнозные	
3	9.000	9.055	0.055
4	8.700	8.755	0.055

Для модели НВР ошибки еще менее значительны, что указывает на адекватность полученной модели. Функции принадлежности показывают тенденцию к снижению темпов возрастания значений количества вакансий.

Спрогнозируем численность требуемых работников на 2014 г., используя построенные модели (табл. 7).

Таблица 7

Прогноз численности требуемых работников на вакантные рабочие места в Алтайском крае на 2014 г. (тыс. чел.)

Квартал 2014 г.	Значения	
	модель ARMA	модель НВР
1	9.011	8.756
2	9.744	8.811
3	9.760	8.867
4	10.344	8.922

Обе модели показывают тенденцию к увеличению численности вакансий в крае. Более «осторожный» прогноз в модели НВР связан, на наш взгляд, с выбранным способом деффазификации. Полученные результаты отражают только общие тенденции изменения состояния в отдельном регионе и могут не в полной мере соответствовать действительности, так как существует еще очень много неучтенных факторов, влияющих на изучаемый признак.

**5. Заключение.** Определение потребности в рабочей силе представляет собой начальный этап кадрового планирования. Не зная, какая понадобится численность, нельзя найти и наиболее эффективный путь комплектования штатов. В различных компаниях данному вопросу уделяется разный уровень внимания, и от этого зависит не только судьба конкретного производства, но и, возможно, экономики и страны в целом. В работе рассматривается такой немаловажный экономический параметр, как численность требуемых работников на вакантные рабочие места на примере Алтайского края.

В результате проделанной работы были построены и сравнены статистическая ARMA и нечеткая временная модели. В целом получены довольно неплохие результаты. Построенные модели обладают хорошими статистическими показателями, однако разница в прогнозах наблюдается, притом довольно существенная. Спрогнозированные значения можно интерпретировать как возможную численность требуемых работников на вакантные рабочие места в периоды с 1-го по 4-й квартал 2014 г. Причем стоит отметить, что в обеих моделях наблюдается тенденция к возрастанию значений исследуемого параметра.

Модель ARMA отвечает всем необходимым статистическим требованиям, и результаты прогнозирования вполне могут соответствовать реальности. Полученные данные отражают более быстрое увеличение численности работников при сравнении с нечетко-временной моделью. В свою очередь, вторая модель, построенная методом прогнозирования нечетких временных рядов,

показывает равномерное увеличение численности на всем прогнозируемом периоде.

Наибольший интерес вызывает не только сравнение характеристик и полученных прогнозов

данных моделей, но и методик, а также предпосылок для их использования при прогнозировании временных рядов.

### Библиографический список

1. Маслова И. Эффективная занятость и рынок рабочей силы // Вестник статистики. — 1990. — №12.
2. Шнипер Р.И., Новоселов А.С. Региональные проблемы рынковедения: экономический аспект. — Новосибирск, 1993.
3. Капелюшников Р.И. Российский рынок труда: адаптация без реструктуризации. — М., 2001.
4. Родионов Е.Д., Родионова Л.В., Славский В.В. Математическое моделирование в социально-экономических и естественных науках: монография. — Барнаул, 2012.
5. Пономарев И.В., Родионов Е.Д., Родионова Л.В., Славский В.В. Комплекс моделей для построения и оценки вариантов развития регионального рынка труда // Вестник алтайской науки. — 2013. — №1.
6. Кендэл М. Временные ряды / пер. с англ. и предисл. Ю.П. Лукашина. — М., 1981.
7. Афанасьев В.Н., Юзбашев М.М. Анализ временных рядов и прогнозирование. — М., 2001.
8. Ярушкина Н.Г. Основы теории нечетких и гибридных систем. — М., 2004.
9. Мамедова М.Г., Джабраилова З.Г. Нечеткая логика в прогнозировании демографических аспектов рынка труда // Искусственный интеллект. — 2005. — №3.
10. Ponomarev I.V., Slavskii V.V. A fuzzy model for linear regression // Doklady Mathematics. — 2009. — V. 80. — №2.
11. Ponomarev I.V., Slavskii V.V. Uniformly fuzzy model of linear regression // Journal of Mathematical Sciences. — 2013. — V. 186. — №3.