

Моделирование численности вакансий на рынке труда Алтайского края

1. Введение.

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).

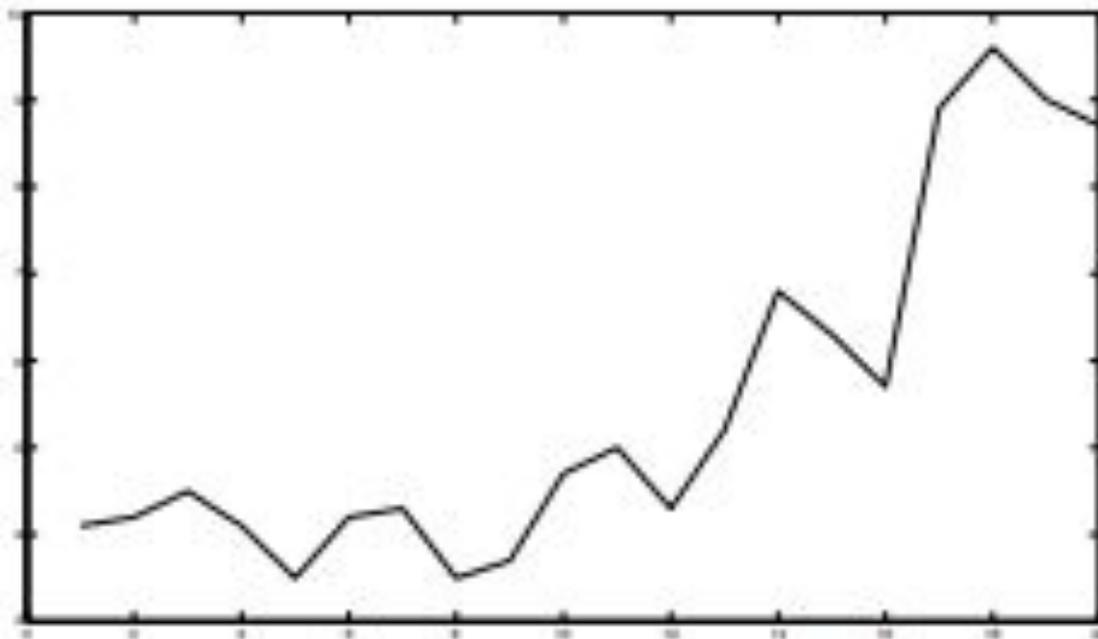


Рис. 1. Численность требуемых работников на вакантные рабочие места в Алтайском крае (тыс. чел.)

Проверим исследуемый нами временной ряд на стационарность. Для этого проведем тест Дики-Фуллера 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.

Таблица 1

Тест Дики-Фуллера 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	

- 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).

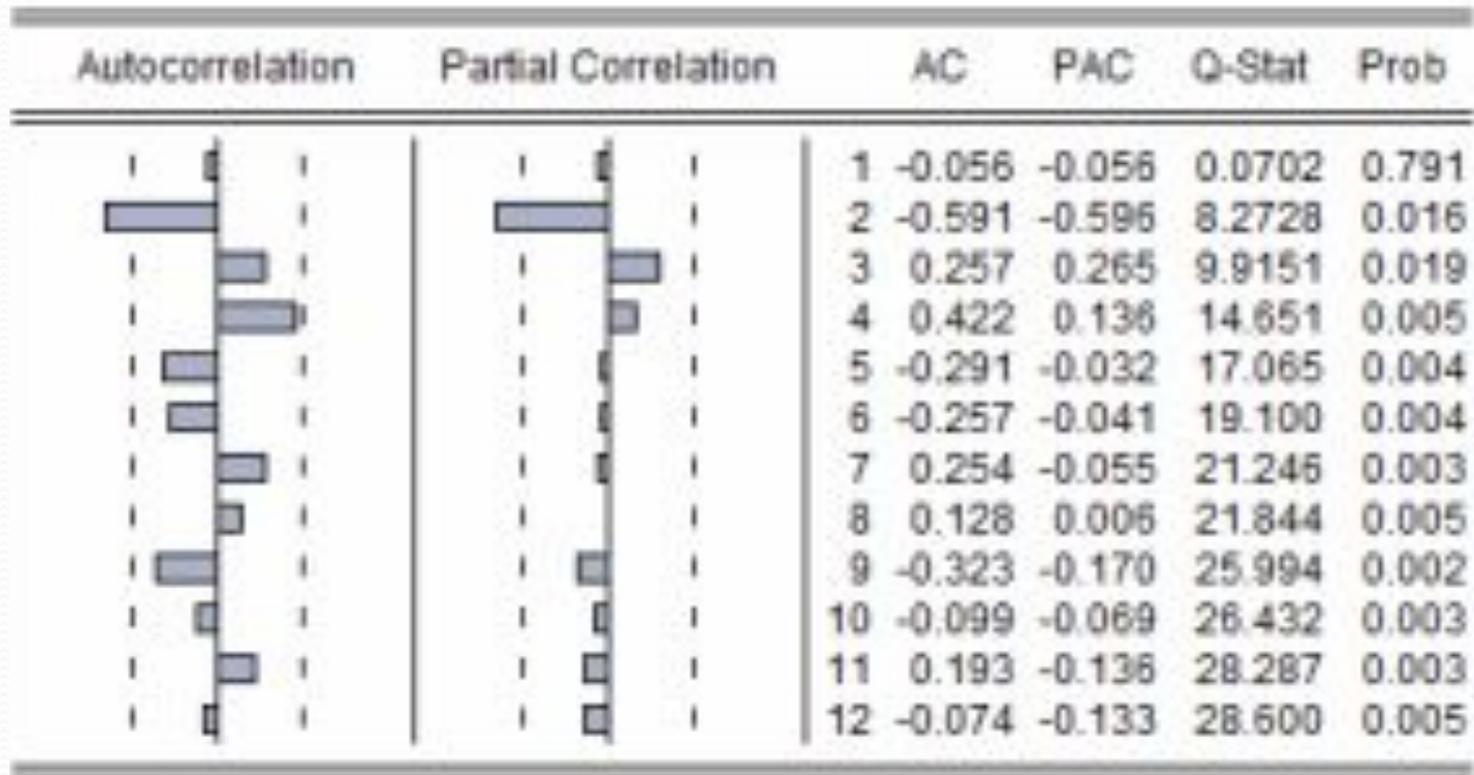


Рис. 2. Коррелограмма первых разностей

- 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 порядка 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

- 1. Случайный характер остатков модели. Анализ графика остатков не выявил тенденций их изменений.
- 2. Нулевое значение математического ожидания остатков. Среднее значение полученных остатков (-0.0123) позволяет принять выдвигаемую гипотезу.

3. 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

4. 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

- 5. 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 $J_B = 0.8419 < \chi^2(2) = 5.9915$, т.е. остатки подчиняются нормальному закону распределения

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:
- 1. Весь диапазон изменения временного ряда был разделен на семь интервалов. Каждое из значений временного ряда отнесено к соответствующему интервалу.
- 2. Фаззификация 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 $[0, 1]$.
- 3. 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 $R(t, t - 1) = [A_j]$.
- 4. Рассчитывается значение нечеткого временного ряда в момент t . Результат дефазифицируется методом наименьших из максимумов $\min_i \max\{\mu_{A_i}(u_i)\}$

4. Сравнение результатов моделирования и прогнозирования.

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

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.

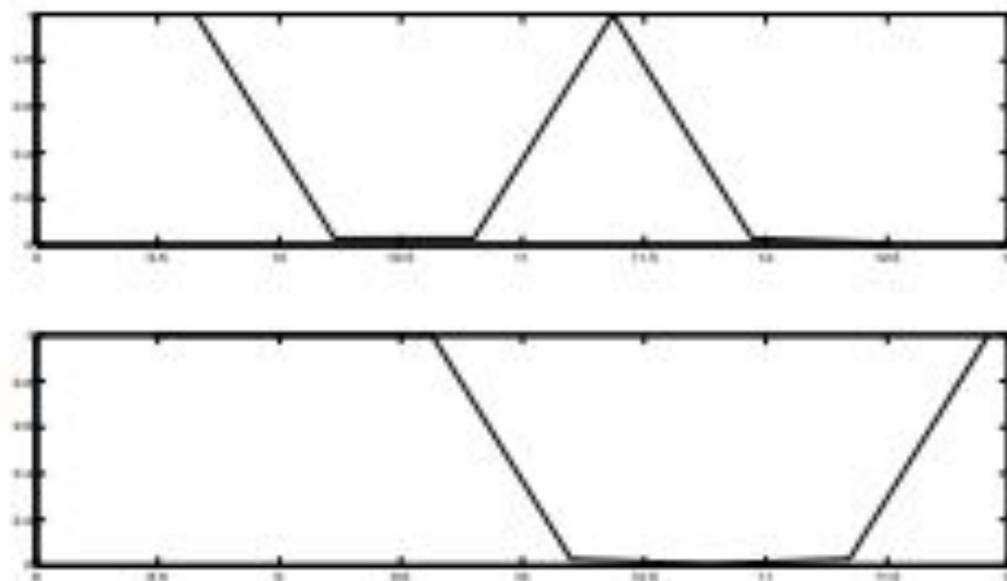


Рис. 3. Функции принадлежности прогноза на 3–4 квартал 2013 г.

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

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

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

- 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. При этом 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.