
ЭКОНОМИКА И МЕНЕДЖМЕНТ СИСТЕМ УПРАВЛЕНИЯ

Научно-практический журнал

Основан в 2011 г.

2018

№2.2(28)

Издательство «Научная книга»



2018

Издательство "Научная книга"
Кафедра «Управление строительством» ВГТУ

Журнал зарегистрирован в Центрально-Черноземном управлении Федеральной службы по надзору за соблюдением законодательства в сфере массовых коммуникаций и охране культурного наследия ПИ N ТУ 36-00204 от 26 мая 2011 г.

ISSN 2223-0432

Журнал выходит четыре раза в год

ЭКОНОМИКА И МЕНЕДЖМЕНТ СИСТЕМ УПРАВЛЕНИЯ
Научно-практический журнал

Главный редактор – **Кравец О.Я.**, д-р техн. наук, профессор (Воронеж)
Зам. главного редактора – **Баркалов С.А.**, д-р техн. наук, профессор (Воронеж)
Ответственный секретарь – **Аверина Т.А.** (Воронеж)

РЕДАКЦИОННЫЙ СОВЕТ

Богатырёв В.Д., д-р экон. наук, профессор (Самара)
Бурков В.Н., д-р техн. наук, профессор (Москва)
Вертакова Ю.В., д-р экон. наук, профессор (Курск)
Владимирова И.Л., д-р экон. наук, профессор (Москва)
Гераськин М.И., д-р экон. наук, профессор (Самара)
Жанказиев С.В., д-р техн. наук, профессор (Москва)
Курочка П.Н., д-р техн. наук, профессор (Воронеж)
Остроух А.В., д-р техн. наук, профессор (Москва)
Перова М.Б., д-р экон. наук, профессор (Вологда)
Сибирская Е.В., д-р экон. наук, профессор (Орел)
Сироткина Н.В., д-р экон. наук, профессор (Воронеж)
Толстых Т.О., д-р экон. наук, профессор (Воронеж)
Черникова А.А., д-р экон. наук, профессор (Москва)
Чиркова М.Б., д-р экон. наук, профессор (Воронеж)

Дизайн обложки – **С.А.Кравец**

На основании заключения Президиума Высшей аттестационной комиссии Минобрнауки России журнал "Экономика и менеджмент систем управления" включен в Перечень российских рецензируемых научных журналов, в которых должны быть опубликованы основные научные результаты диссертаций на соискание ученых степеней доктора и кандидата наук.

Статьи, поступающие в редакцию, рецензируются. За достоверность сведений, изложенных в статьях, ответственность несут авторы публикаций. Мнение редакции может не совпадать с мнением авторов материалов. При перепечатке ссылка на журнал обязательна.

Правила для авторов доступны на сайте журнала <http://www.sbook.ru/emsu>

Адрес редакции и издательства: Тел./факс (473)2667653 / 2661253 авт
394077 Воронеж, ул. 60-й Армии, д. 25, комн. 120 E-mail: emsu@bk.ru
<http://www.sbook.ru/emsu>

Подписной индекс в объединенном каталоге «Пресса России» - 43054

Учредитель и издатель: ООО Издательство "Научная книга"
<http://www.sbook.ru>

Отпечатано с готового оригинал-макета в ООО "Цифровая полиграфия"
394036, г.Воронеж, ул.Ф.Энгельса, 52, тел.: (473) 261-03-61

Свободная цена

Подписано в печать 03.04.2018. Заказ 0000. Тираж 1000. Усл. печ. л. 6,3. Выход в свет 26.06.2018.

Ѓ Экономика и менеджмент систем управления, 2018

Содержание

1. Экономика и управление

Балашова Е.А., Кузнецова И.Д. Лояльность как фактор устойчивости розничных предприятий на потребительском рынке.....	204
Вальдштейн Л.В., Мартынов Л.М., Старожук Е.А. Менеджментология финансово-экономического кризиса 2014-2015 гг.	210
Гневанов М.В. Инновационное развитие строительных организаций, функционирующих на территории ОЭЗ промышленной направленности: проблемы и пути решения.....	216
Кирхмейер Л.В. Добывающие регионы: критерии отнесения и особенности развития.....	222
Китанина К.В., Каликина Т.Н., Комарова В.В. Применение маркетинговых технологий для реализации клиентоориентированного подхода в работе пассажирской железнодорожной компании.....	229
Kuznetsov N.E. Link between memory of world markets and their qualitative characteristics	234
Миргородская Е.О., Акулова Н.В. Отраслевая специфика оценки финансовой устойчивости промышленных компаний	240
Ситникова Т.В. Эффекты интеграционных процессов в дистрибьюторской модели бизнеса Амурской области	246
Скрипак Д.М., Николаева А.А. Межличностные конфликты в системе государственного управления.....	252
Туктамышева Л.М., Стебунова О.И. Модели прогноза показателей рынка труда по данным смешанных частот (Midas)	256

2. Информатика, вычислительная техника и управление

Выскуб В.Г., Мутин Д.И., Мутина Е.И. Модели синтеза информационной управляющей системы медицинскими учреждениями на основе адаптации производственных процессов.....	264
Горбанева О.И., Угольницкий Г.А. Модели согласования общих и частных интересов II: механизмы управления.....	272
Новичихин А.В., Рымкевич А.А., Серебряков И.А. Управление транспортно-логистическим терминалом на основе теории систем массового обслуживания	283
Фёдорова Т.В. Кластеризация текста с использованием базы знаний	288

3. Транспорт

Буйвис В.А., Новичихин А.В. Функционирование и распределение ресурсов автодорожного комплекса: индикаторы, модели и сценарии	296
--	-----

Правила для авторов	304
----------------------------------	------------

6. Сапахова Г.К. Особенности возникновения конфликтов в муниципальных управленческих структурах // Вестник АГТУ. 2008. № 1 (42). С. 166-169.
7. Франц А.С. Нравственная культура: стратегия исследования идеального образа. - Екатеринбург: Издательство РГППУ. - 2005. - 166 с.
8. Конфликты в системе государственного управления: причины, виды и способы разрешения / В.А. Чупина, Е.Н. Криворот // Развитие современной цивилизации: ответы на вызовы времени: сб. тр. по мат. межд. НПК. - Екатеринбург. - 2016. С. 191-195.
9. Конфликт - политика - общество: Сб. научн. статей кафедры конфликтологии С.-Петербургского государственного университета/ Под ред. А.И.Беглова, А.И. Стребкова.- СПб., 2007.
10. Николаева А.А., Савченко И.А. Пути повышения эффективности управления в сфере социальной поддержки населения в Москве // Наука и практика. 2017. № 3 (27). С. 44-58.

Туктамышева Л.М., Стебунова О.И.

МОДЕЛИ ПРОГНОЗА ПОКАЗАТЕЛЕЙ РЫНКА ТРУДА ПО ДАННЫМ СМЕШАННЫХ ЧАСТОТ (MIDAS)

Оренбургский государственный университет

Экономика страны в последнее время находится, как принято сейчас говорить, на стадии турбулентности. Ослабление рубля, двусторонние санкции, нестабильность и напряженная политическая ситуация в странах-партнерах РФ привели к некоторому замедлению развития экономики, снижению доходов населения, росту социальной напряженности, связанной с падением занятости и ростом скрытой безработицы, снижением числа самозанятых. Такая ситуация требует непрерывного наблюдения и анализа состояния, то есть мониторинга рынка труда для своевременного принятия соответствующих мер в области занятости населения.

В современных условиях требуется разработка долгосрочных программ на рынке труда. Поэтому достаточно остро встает вопрос прогнозирования показателей, характеризующих рынок труда. Рассматриваемому вопросу посвятили свои труды такие авторы как, например, Ермолаев М.Б., Кашепов А.В., Коровкин А.Г., Голятин А.О. и др. [1-4]. Наиболее применимыми для прогнозирования рынка труда, с нашей точки зрения, являются адаптивные методы, в которых наиболее свежим данным присваивается больший вес, а это, в свою очередь, позволяет получить наиболее адекватные результаты прогнозирования.

В известных нам работах основное внимание уделяется моделированию отдельных характеристик рынка труда и применению методов прогнозирования в основном на одномерных временных рядах. На наш взгляд, применение многофакторных моделей позволяет осуществить сценарное прогнозирование показателей рынка труда. Кроме того, существенным препятствием для ряда исследований до недавнего времени являлось то, что информация по ряду макроэкономических показателей публикуется с разными частотами (годовые, квартальные, месячные, дневные данные). Таким образом, взаимосвязанные показатели не удавалось использовать в рамках одной модели или приходилось укрупнять данные (объединять интервалы или периоды наблюдения). Использование моделей на основе информации показателей с

различной периодичностью (смешанных частот) позволит преодолеть эти трудности. В известных нам публикациях модели на смешанных частотах не применялись для показателей рынка труда, имеются лишь отдельные исследования отечественных ученых касаясь ВВП.

Эти особенности сбора данных и новые возможности, связанные с использованием моделей на смешанных частотах требуют совершенствования существующих методик мониторинга и прогнозирования рынка труда.

В данной работе под частотой наблюдения будем понимать периодичность, с которой наблюдается временной ряд. Понятие высокой и низкой частоты достаточно условно и привязано к тем данным, с которыми работает исследователь. Низкую частоту имеет результативная переменная, а факторная переменная соответственно высокочастотная (то есть наблюдается чаще, чем результативная).

При анализе рынка труда исследователи владеют ежемесячными данными о численности занятых, безработных, вакансиях и других показателях рынка труда. С такой же периодичностью выходят данные по факторам, влияющим на них, которые отражают состояние экономики и социальной сферы. Известно, что существенное влияние на состояние экономики оказывает курс доллара по отношению к рублю, который наблюдается с более высокой частотой. Этот показатель одним из первых реагирует на кризисное состояние экономики. Использование усредненного за месяц курса рубля как фактора для ежемесячных данных в многофакторной модели фактически бессмысленно, так как теряется его информативность вследствие агрегирования. Простое усреднение является наиболее распространенным методом времени агрегирования факторов более высоких частот [5]. Агрегирование возможно с использованием взвешенной скользящей средней. Пусть m число наблюдений ряда с наибольшей частотой, входящих в одно наблюдение ряда с меньшей частотой. Например, для ежемесячных данных $m=12$. Обозначим через k число наблюдений ряда с меньшей частотой. Допустим наблюдения за 10 лет. Тогда ряд с большей частотой имеет $12*10$ наблюдений, а ряд с меньшей частотой 10 наблюдений. Тогда для того, чтобы найти среднее значение можно воспользоваться формулой:

$$\bar{X}_t = \frac{1}{m} \sum_{i=(t-1)m+1}^{m*t} \omega_i X_i, \quad (1)$$

где $t=1, 2, \dots, k$, $T = m*k$, ω_i - весовые коэффициенты, в сумме равны m .

Для ежемесячных данных всего имеем 12 таких весовых коэффициента. В простейшем случае все весовые коэффициенты равны единице, то есть речь идет о простой средней. Введем в рассмотрение операторы сдвига L и Z . Оператор сдвига L используется для зависимой переменной (переменной с низкой частотой), $L^i = y_{t-i}$ ($L^1 = y_{t-1}$, $L^2 = y_{t-2}$, ...). Оператор Z используем для высокочастотной переменной. Воздействие оператора ZX_t это последнее наблюдение высокой частоты, входящее в период времени между t и $t-1$. Например, это последний месяц квартала, если высокочастотная переменная наблюдается по месяцам, а низкочастотная по кварталам. Тогда среднюю

можно переписать как:

$$\bar{X}_t = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m Z^k X_t, \quad (2)$$

Более поздним наблюдениям можно придать больший вес. Такое усреднение оправдано, если исследователь имеет дело с квартальными наблюдениями, где переменные с более высокой частотой наблюдаются раз в месяц. То есть усреднение происходит по трем точкам. Для дневных данных, наблюдение которых производится с частотой пять дней в неделю или семь дней в неделю, учитывая, что число рабочих дней по месяцам различаются, подобный способ агрегирования не подходит.

В [6-8] авторы предлагают подход, основанный на смешанной выборке данных Mixed Data Sampling (MIDAS). Подход основан на использовании распределенных лагов в качестве взвешивающей функции для данных с меньшей частотой по фактору. Апробация MIDAS произведена при прогнозировании результативного показателя, измеренного по кварталам, а факторы измерены по месяцам и неделям.

В частности в работе [9, с.550] рассматривается авторегрессионная модель MIDAS. Сравнения прогнозов по авторегрессионным моделям, моделям с распределенными лагами и MIDAS позволили утверждать, что лучшие прогнозы в краткосрочном периоде получаются по MIDAS.

Высокочастотные факторы (ежедневные данные доходности акций) используются в работе [10, с.12] для прогнозирования результативной переменной измеренной по кварталам (ВВП). Автор оценил преимущество модели MIDAS, по сравнению с базовой моделью на низких частотах. Точность прогноза возросла на 20-30%.

Как уже было отмечено, одним из вариантов решения проблемы смешанных частот является вычисление среднего арифметического наблюдений по формуле (1).

Тогда зависимость между результативным признаком (Y_t) и набором факторных переменных \bar{X}_t в частотах наблюдения зависимой переменной имеет вид:

$$Y_t = c + \sum_{i=1}^p \alpha_i L^i Y_t + \sum_{j=1}^n \beta_j L^j \bar{X}_t + \varepsilon_t, \quad (3)$$

где c - свободный параметр модели;

α_i - коэффициенты авторегрессии;

β_j - коэффициенты для лаговых значений сглаженной по средней факторной переменной;

ε_t - остатки модели (белый шум).

При этом лаг при факторной переменной рекомендуется брать больший, чем при авторегрессии, то есть $n > p$. Коэффициенты при усреднении в модели предполагаются одинаковыми [11, с.418].

Недостаток модели проявляется при использовании данных с очень высокой частотой (например, результативная переменная наблюдается с частотой раз в квартал, а факторная с частотой раз в день), число лагов увеличива-

ется до 90.

Запись модели (4) предполагает, что весовые коэффициенты на разных лагах отличаются, а лаг $n=1$. Например, для квартальных данных это все месяцы предыдущего квартала.

$$Y_t = c + \sum_{i=1}^p \alpha_i L^i Y_t + \sum_{k=1}^m \beta_k Z^k X_t + \varepsilon_t \quad (4)$$

В этой модели открытым остается вопрос, какие веса назначать каждому наблюдению. Предполагается, что предпочтительно брать больший вес для тех наблюдений независимой переменной, которые располагаются ближе по времени к наблюдениям по зависимой переменной. Такая модель оправдана, если используются небольшие лаги. Например, квартальные и помесечные, то есть $m=3$. При оценивании регрессии на данные с очень высокой частотой (например, при оценивании регрессии по квартальным данным, на данные дневные), число лагов увеличивается до 60-90 (в зависимости от того пятидневные или семидневные данные мы используем), то есть возрастает число оцениваемых параметров. Кроме того, при использовании модели векторной авторегрессии, число оцениваемых параметров еще больше [12, с.34].

В общем виде модель записывается как

$$Y_t = c + \sum_{i=1}^p \alpha_i L^i Y_t + \sum_{k=1}^{n \cdot m} \beta_k Z^k X_t + \varepsilon_t \quad (5)$$

Число оцениваемых параметров теперь увеличивается кратно n . Для предыдущего примера для $n=3$ имеем $60 \cdot 3 = 180$ оцениваемых параметров. Выходом из этой ситуации является использование модели вида (6):

$$Y_t = c + \sum_{i=1}^p \alpha_i L^i Y_t + \beta \sum_{k=1}^m \Phi(k; \theta) Z^k X_t + \varepsilon_t, \quad (6)$$

где взвешивающая функция $\Phi(k; \theta)$ представляет собой полином, который определяет веса для временной агрегации. Функция взвешивания $\Phi(k; \theta)$ может иметь любое количество функциональных форм, например:

$$\Phi(k; \theta_1; \theta_2) = \frac{f\left(\frac{k}{m}, \theta_1, \theta_2\right)}{\sum_{j=1}^m f\left(\frac{j}{m}, \theta_1, \theta_2\right)}, \quad (7)$$

где $f(i, \theta_1, \theta_2) = \frac{i^{\theta_1-1} (1-i)^{\theta_2-1} \Gamma(\theta_1 + \theta_2)}{\Gamma(\theta_1) \cdot \Gamma(\theta_2)}$, (8)

$\Gamma(\theta_p)$ - это стандартная гамма-функция

$$\Gamma(\theta_p) = \int_0^{\infty} e^{-i} i^{\theta_p-1} di. \quad (9)$$

Скорость распада определяется параметризацией. Можно использовать экспоненциальную спецификацию Алмон:

$$\Phi(k; \theta_1; \theta_2) = \frac{\exp(\theta_1 k + \theta_2 k^2)}{\sum_{j=1}^m \exp(\theta_1 j + \theta_2 j^2)}. \quad (10)$$

При $\theta_1 = \theta_2 = 0$ получают простое усреднение во времени.

Спецификация MIDAS на несколько лагов предиктора X определяется из

$$Y_t = c + \sum_{i=1}^p \alpha_i L^i Y_t + \beta \sum_{k=1}^{m \cdot n} \Phi(k; \theta) Z^k X_t + \varepsilon_t. \quad (11)$$

В этом случае запаздывания независимой переменной включены путем расширения весового полинома [5, с. 527].

Информационная база представлена ежемесячными данными по Оренбургской области за период с января 2010 по сентябрь 2017 г.:

- уровень безработицы, в % (Bezrab);
- средняя месячная заработная плата, руб. (ZP);

В качестве факторной высокочастотной переменной взят курс доллара по дням с 1 января 2010 по 30 сентября 2017 г., рублей за один доллар США.

Анализ показал наличие в ряду динамики среднемесячной заработной платы сезонной составляющей и единичного корня, то есть ряд типа DS. Проверка на сезонность производилась с помощью критерия «пиков и ям» для ряда первых разностей. Проверка на единичный корень производилась на основе расширенного критерия Дики-Фуллера и критерия KPSS для ряда очищенного от сезонности.

Так как ряд содержит один единичный корень, то для приведения его к стационарному виду взяли первые разности (d_ZP). Для ряда первых разностей ($I(0)$) оценена сезонная авторегрессионная модель. В табл. 1 представлены результаты оценивания модели. Модель адекватна. Остатки нормально распределены и не автокоррелированы.

Также оценена авторегрессионная модель Midas (полиномиально-распределенный лаг Алмон PDL/Almon), для лага 8, порядок полинома 2.

По табл. 2 видно, что по значениям информационных критериев модель Midas не имеет серьезных преимуществ перед авторегрессионной моделью (разница в десятых значениях). Рассчитаем показатели качества прогноза по двум моделям.

Таблица 1

Результаты оценивания сезонной авторегрессионной модели ряда первых разностей средней заработной платы в Оренбургской области

Переменная	Коэффициент	Стандартное отклонение	t-статистика	Уровень значимости p
D_ZP(-1)	-0,111354	0,051648	-2,156029	0,0342
D_ZP(-12)	0,915135	0,056273	16,26245	0,0000
Коэффициент детерминации	0,821382	Критерий Акаике	16,69182	Хеннана-Куина 16,71
Скорректированный коэффициент детерминации	0,819092	Критерий Шварца	16,75137	Логарифм максимального правдоподобия -665,6727

По табл. 3 видно, что модель Midas дает лучшее качество прогноза по сравнению с авторегрессионной моделью.

Аналогично провели моделирование ряда динамики уровня безработицы. Оценены две модели: сезонная AP для ряда первых разностей и авторег-

рессионная Midas (порядок лага 10, порядок полинома 2). Зависимой переменной выступил дневной курс доллара. Для уровня безработицы сезонная модель авторегрессии первых разностей показала преимущество перед моделью Midas по показателю Тейла, по остальным показателям точности прогноза сезонная авторегрессия уступила модели на смешанных частотах.

Запишем по данным табл. 4, значения параметров для разных лагов.

Таблица 2

Результаты оценивания авторегрессионной модели Midas для ряда первых разностей средней месячной заработной платы в Оренбургской области

Переменная	Коэффициент	Стандартное отклонение	t-статистика	Уровень значимости p
D_ZP(-1)	-0,123373	0,051730	-2,384950	0,0196
D_ZP(-12)	0,873429	0,059263	14,73816	0,0000
PDL01	359,6654	170,9403	2,104041	0,0387
PDL02	-224,1098	106,1902	-2,110457	0,0382
PDL03	25,44392	12,25977	2,075400	0,0414
Коэффициент детерминации	0,831515	Критерий Акаике	16,70842	Хеннана-Куина 16,76
Скорректированный коэффициент детерминации	0,829355	Критерий Шварца	16,85729	Логарифм максимального правдоподобия -663,3367

Таблица 3

Результаты сравнения моделей по качеству прогноза

Наименование показателя	Авторегрессионная модель	Модель Midas
Средняя квадратическая ошибка прогноза	1538,446	1362,45
Средняя абсолютная ошибка прогноза	1115,598	991,92
Коэффициент Тейла U2	0,873	0,623
Средняя абсолютная процентная ошибка	72,95	58,61
Симметричная средняя абсолютная процентная ошибка	12,26	11,34

Таблица 4

Результаты оценивания авторегрессионной модели MIDAS для ряда первых разностей уровня безработицы

Переменная	Коэффициент	Стандартное отклонение	t-статистика	Уровень значимости p
d_bezrab _{t-12}	0,375386	0,104900	3,578498	0,0007
d_ezrab _{t-24}	0,168352	0,088852	1,894739	0,0627
PDL01	121,4984	54,55632	2,227027	0,0295
PDL02	-92,21011	26,10000	-3,532955	0,0008
PDL03	10,01434	2,408805	4,157388	0,0001

Таблица 5

Значения коэффициентов для распределенных лагов

Лаг	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Коэффициент	39,302	-22,86	-65	-87,11	-89,19	-71,25	-33,27	24,73	102,76	200,81

Для первого лага находим как сумма коэффициентов:

$$\theta_1 + \theta_2 + \theta_3 = 121,4984 + (-92,2101) + 10,014 = 39,302.$$

Для лага k=2 и последующих по формуле:

$$k^0\theta_1 + k^1\theta_2 + k^2\theta_3$$

Для $k=2$:

$$\theta_1 + 2\theta_2 + 4\theta_3 = 121,4984 + 2 * (-92,2101) + 4 * 10,014 = -22,86.$$

В итоге получим значения табл. 5.

Модель адекватна исходным данным (остатки нормально распределены и неавтокоррелированы). Для прогнозирования необходимы дневные данные по курсу доллара. Так, чтобы получить прогноз уровня безработицы за октябрь, понадобятся значения курса доллара за каждый день октября.

Использование авторегрессионных моделей позволяет получить прогнозы, которые считаются «бесконечными», так как прогнозные значения можно получать, подставляя предшествующие (прогнозные) значения ряда динамики. По факторной переменной (курсу доллара) данные поступают ежедневно. Так как этот показатель наиболее быстро реагирует на кризисные явления, то используя эту высокочастотную переменную можно получать оперативные прогнозы показателей рынка труда в частности среднемесячной заработной платы.

Разработка прогнозов может производиться при различных сценариях развития внешнеэкономической ситуации, включающей колебания курса доллара.

Характер и специфика предлагаемых моделей, предполагают возможность неоднократного их использования для прогнозирования, путем добавления новой порции данных, так как модели способны к адаптации и могут быть использованы другими учеными, проводящими исследования в смежных областях. Простота записи некоторых моделей позволит лицам не обладающими специальными знаниями в области математического моделирования, плодотворно пользоваться ими для прогнозирования интересующих их показателей.

Список использованных источников

1. Ермолаев М.Б. Экономико-математические модели анализа и прогнозирования регионального рынка труда: автореф. дис. ... д-ра экон. наук. - Иваново, 2005. - 16 с.
2. Кашепов А.В., Сулакшин С.С., Малчинов А.С. Рынок труда: проблемы и решения. - М.: Научный эксперт, 2008. - 232 с.
3. Голягин А.О. Математическое моделирование и прогнозирование организованного рынка труда региона: автореф. дис. ... канд. экон. наук. - Иваново, 2007. - 19 с.
4. Коровкин А.Г. Динамика занятости и рынка труда: вопросы макроэкономического анализа и прогнозирования. - М.: МАКС Пресс, 2001. 320 с.
5. Armesto, Engemann, Owyang. Forecasting with Mixed Frequencies. Federal Reserve Bank of St. Louis Review, November/December 2010, 92(6), pp. 521-36.
6. Predicting Volatility: Getting the Most Out of Return Data Sampled at Different Frequencies / E.Ghysels, P.Santa-Clara, R.Valkanov // Journal of Econometrics. - March/April 2006. - №131 (1/2) - pp. 59-95.
7. The MIDAS Touch: Mixed Data Sampling Regression Models / E.Ghysels, P.Santa-Clara, R.Valkanov. Working paper, June 2004; <http://docentes.fe.unl.pt/~psc/MIDAS.pdf>.
8. MIDAS Regressions: Further Results and New Directions / E.Ghysels, A.Sinko, R.Valkanov // Econometric Reviews. - 2007. - №26 (1). - pp. 53-90.
9. Macroeconomic Forecasting with Mixed-Frequency Data: Forecasting Output Growth in the United States / M.P. Clements, A.B. Galvão // Journal of Business and Economic Statis-

tics. - October 2008.- о №26 (4). - pp. 546-554

10. Tay A.S. Mixing Frequencies: Stock Returns as a Predictor of Real Output Growth. Working Paper No. 34-2006, Singapore Management University, Economics and Statistics Working Paper Series, December 2006.

11. Real-Time Measurement of Business Conditions / S. Aruoba, F.X. Diebold, S.Chiera // Journal of Business and Economic Statistics. - October 2009. - №27 (4). - pp. 417-427

12. MIDAS versus Mixed-Frequency VAR: Nowcasting GDP in the Euro Area / V.Kuzin, M.Marcellino, C.Schumacher. Discussion Paper No. 07, Deutsche Bundesbank, 2009.