

ЭКОНОМЕТРИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ИГРОВОЙ АКТИВНОСТИ В МНОГОПОЛЬЗОВАТЕЛЬСКИХ ОНЛАЙН-ИГРАХ

Е. С. Бабахин

ВВЕДЕНИЕ

С развитием высокоскоростного интернета, расширением разнообразия игровых платформ и активной маркетинговой деятельностью разработчиков наблюдается активный рост рынка видеоигр. Так, прибыль от компьютерных игр в 2015-ом году составила 32,8 млрд. долл. США, причем основную часть прибыли, около 60%, составили доходы от MMOG-игр (Massively-Multiplayer Online Games) [1].

MMOG – это массовые многопользовательские онлайн-игры, в которых тысячи игроков взаимодействуют друг с другом онлайн, в виртуальном мире на протяжении неопределенно долгого периода времени.

Многомерные эконометрические модели регрессионного и авторегрессионного типа широко используются для описания сложных систем в различных приложениях [2]. Для многих типов сложных систем существует несколько режимов функционирования (классов состояний), что обуславливает параметрическую неоднородность используемых для их описания эконометрических моделей [3]. Для описания последовательности независимых состояний, начиная с работы [4], применяются векторные авторегрессионные модели с марковской зависимостью классов состояний (MS-VAR).

В настоящем исследовании модели описанного выше типа применяются для построения циклов активности пользователей в массовых многопользовательских онлайн-играх. В качестве классов состояний сложной системы выбираются различные фазы активности, например, ее отсутствие либо стабильный уровень.

Целью настоящей работы является исследование возможности применения моделей MS-VAR при решении задач построения хронологии циклов игровой активности в MMO-играх.

МОДЕЛЬ ВЕКТОРНОЙ АВТОРЕГРЕССИИ С МАРКОВСКИМИ ПЕРЕКЛЮЧЕНИЯМИ СОСТОЯНИЙ

Пусть моделируемая сложная система в момент времени t описывается случайным вектором наблюдений $y_t \in \mathfrak{R}^N$, определенным на вероятностном пространстве (Ω, \mathcal{F}, P) , где Ω – пространство элементарных объектов ($\omega \in \Omega$ – элементарный объект); \mathcal{F} – σ -алгебра подмножеств из Ω ; P – вероятностная мера: $P(A) = P\{\omega \in A\}, A \in \mathcal{F}$.

Пусть $\{\Omega_1, \dots, \Omega_M\}$ – разбиение Ω на конечное число непустых непесекающихся подмножеств таких, что

$$\Omega_m \in \mathcal{F}, P\{\Omega_m\} = P\{\omega \in \Omega_m\} > 0, \bigcup_{m \in S(M)} \Omega_m = \Omega, S(M) = \{1, \dots, M\}$$

Подмножества $\{\Omega_m\} (m \in S(M))$ будем называть *классами состояний сложной системы*, число которых равно M .

В общем случае полагается, что временной ряд $y_t \in \mathfrak{R}^N$ описывается моделью MS(M)-VAR(p) ($p \geq 1$) вида

$$y_t = v(s_t) + \sum_{i=1}^p A_i(s_t) y_{t-i} + \eta_t(s_t), t = 1, \dots, T, \quad (1)$$

где $y_{1-p}, \dots, y_0 \in \mathfrak{R}^N$ – заданные начальные значения; $\eta_t(s_t)$ – определенные на (Ω, \mathcal{F}, P) случайные векторы ошибок; $(s_t) \in S(M) = \{1, \dots, M\}, M \geq 2$ – номер класса состояния; $A_i(s_t)$ – матрицы коэффициентов авторегрессии размерности $N \times N$, соответствующие состоянию системы.

МОДЕЛЬНЫЕ ПРЕДПОЛОЖЕНИЯ

Относительно модели (1) будем требовать выполнение следующих предположений [3]:

M1. Матрицы коэффициентов авторегрессии $A_i(m), i = 1, \dots, p$ для каждого класса состояний $m \in S(M)$ удовлетворяют *условию стабильности модели VAR(p)* [2]. Заметим, что стабильный VAR(p)-процесс является и стационарным.

M2. Ошибки наблюдения $\{\eta_t(m)\}, t = 1, \dots, T$ для каждого класса состояний $m \in S(M)$ являются независимыми в совокупности гауссовскими случайными векторами, с нулевым вектором математического ожидания и ковариационной матрицей $\Sigma(m) \in \mathfrak{R}^{N \times N}$.

М3. Модель удовлетворяет условию *параметрической неоднородности* [3]:

$$(v(k), A_1(k), \dots, A_p(k)) \neq (v(l), A_1(l), \dots, A_p(l)), \forall k \neq l; k, l \in S(M)$$

и (или)

$$\Sigma(k) \neq \Sigma(l), \forall k \neq l; k, l \in S(M)$$

Относительно номеров классов состояний $s_t \in S(M), t = 1, \dots, T$ будем требовать выполнение следующего предположения:

s1. $s_t, t = 1, \dots, T$ образуют однородную неприводимую эргодическую цепь Маркова с распределением, которое определяется вектором вероятностей начального состояния π и матрицей переходных вероятностей P соответственно:

$$\pi = (\pi_m), \pi_m = \mathbf{P}\{s_m = m\} > 0 (m \in S(M)), \sum_{m \in S(M)} \pi_m = 1$$

$$P = (p_{kl}), p_{kl} = \mathbf{P}\{s_{t+1} = l | s_t = k\} > 0 (k, l \in S(M); t = 1, \dots, T-1)$$

АНАЛИЗ ЦИКЛИЧЕСКИХ ИЗМЕНЕНИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ MS-VAR

В качестве примера использования вышеописанного метода на практике, применим его для анализа циклов игровой активности в онлайн-игре «World of Tanks».

В качестве исследуемой выборки было построено множество игроков, которые зарегистрировались 29–31 августа 2013 года (всего, около 10 тысяч человек). Рассматриваемый временной интервал составляет более 2,5 лет: 2 сентября 2013 года – 1 мая 2016 года (139 полных недель). Для изучения циклов игровой активности были выбраны три основные недельные метрики: количество боев; количество активных дней; процент побед. Таким образом, для каждого игрока был получен временной ряд размерности 3, состоящий из 139 наблюдений.

Будем предполагать, что существует три класса состояний: отсутствие активности ($s_t = 1$); стабильная активность ($s_t = 3$); промежуточное состояние активности ($s_t = 2$).

В ходе проведенных исследований на основе описанных выше реальных данных построены модели MS-VAR для каждого пользователя в отдельности. Для совместного оценивания всех параметров моделей и вектора классов состояний использовался EM-алгоритм *расщепления смесей распределений наблюдений*, описываемых моделью MS-VAR [5, 6].

Однако изучение каждого игрока независимо от других не представляет значимого интереса при рассмотрении состояния игры в целом. Поэтому в каждый момент времени было вычислено агрегированное состояние активности в игре, как среднее арифметическое классов состояний активности всех игроков. Результаты представлены на рис. 1. Кроме того, были построены прогнозные значения классов состояний на следующие 8 недель (май-июнь 2016-го года), они представлены на рис. 1 в виде пунктирной линии.

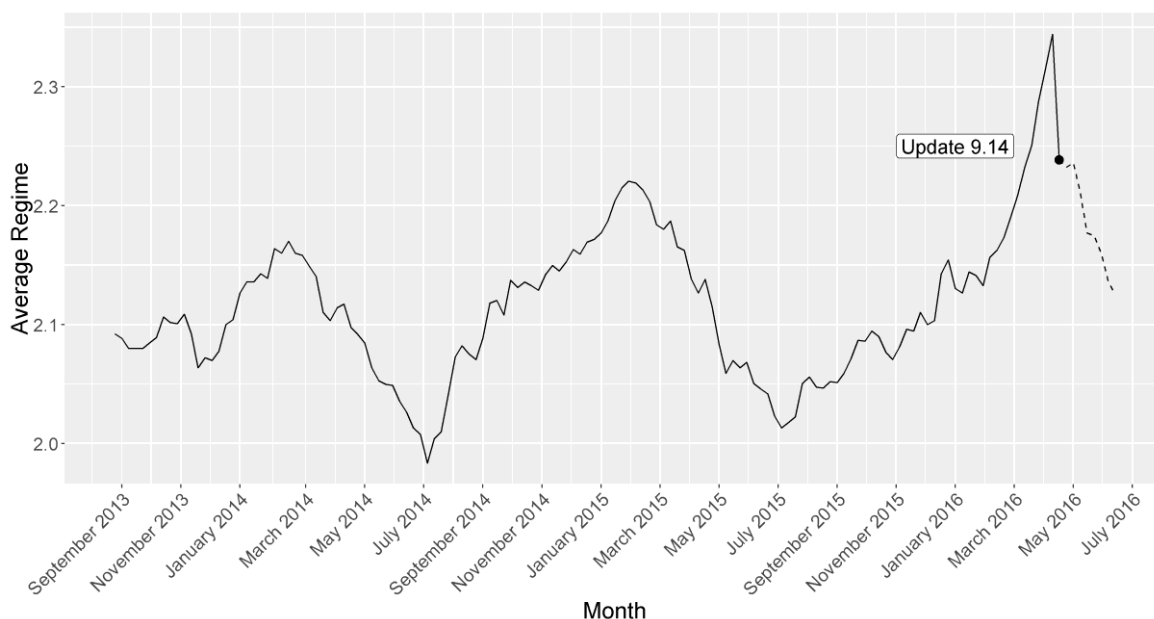


Рис. 1: Общее состояние игровой активности в MMOG «World of Tanks», а также построенные прогнозные значения (пунктирная линия)

Анализ классов состояний игровой активности MMOG «World of Tanks», установленных с помощью разработанной эконометрической модели MS-VAR, позволяет сделать следующие выводы:

- *Значительное повышение активности на зимние праздники.* Этот факт объясняется тем, что в декабре-январе в игре проводятся наиболее выгодные для игроков акции, сопровождающиеся большими скидками.
- *Резкий скачок интереса в марте 2016-го года.* Данный скачок объясняется новым игровым обновлением. Обновление 9.14 вышло 10 марта 2016-го года и принесло в игру новое звуковое оформление, а также полностью переработанную физику движения танков.
- *Прогноз на снижение активности.* После достигнутого пика интереса наблюдается его постепенное снижение. Прогнозные значения также говорят о том, что общая игровая активность будет постепенно снижаться в течение мая-июня 2016-го года.

Литература

1. *State of the Industry* [Electronic resource] / *J.V. Dreunen* – SuperData Digital Goods Measurement, 2016. – Mode of access: <http://www.superdataresearch.com>. – Date of access: 23.02.2016
2. *Lutkepohl, H. New Introduction to Multiple Time Series Analysis* / *H. Lutkepohl*. – Berlin: Springer–Verlag, 2005. – 764 p.
3. *Малюгин, В.И. Методы анализа многомерных эконометрических моделей с неоднородной структурой* / *В.И. Малюгин* – Минск: БГУ, 2014 – 351 с.
4. *Hamilton, J.D. A New Approach to the Economic Analysis of Nonstationary Time Series and the Business Cycle* / *J.D. Hamilton* – *Econometrica*, Vol. 57, No. 2, 1989. – 357–384 p.
5. *Krolzig, H.-M. Constructing Turning Points Chronologies with Markov–Switching Vector Autoregressive Models: the Euro–Zone Business Cycle* / *H.-M. Krolzig* – Oxford University, 2003. – 38 p.
6. *Малюгин, В.И. Анализ многомерных статистических моделей с неоднородной структурой в случае скрытой марковской зависимости состояний* / *В.И. Малюгин, А.Ю. Новопольцев* // *Известия НАН Беларуси. Сер. физ.-мат. наук.* – № 2. – 2015. – С. 26–36.

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ЗАДАЧАХ МОДЕЛИРОВАНИЯ

А. А. Бажанов

ВВЕДЕНИЕ

В процессе биологической эволюции возникли чрезвычайно сложные и вместе с тем удивительно эффективно функционирующие живые организмы. Эффективность, гармоничность и согласованность работы «компонент» живых существ обеспечивается биологическими управляющими системами. Но каковы эти управляющие системы? Как и почему они эволюционно возникли? Ответить на все эти вопросы поможет моделирование развития подобных биологических управляющих систем. Результаты изучения и анализа подобных моделей позволяют применять их в самых разных сферах деятельности человека, где требуется система действий, которая не может быть определена строгим математическим алгоритмом.

Основной целью данной работы является разработка архитектуры системы, которая позволила бы моделировать эволюцию некоего «анимата» (от англ. animal + robot = animat) [1], управляемого нейронной сетью и обладающего искусственным интеллектом на подобии биологического.