

---

МАТЕМАТИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ  
ЭКОНОМИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ

---

ПРИМЕНЕНИЕ МАТЕМАТИЧЕСКОГО АППАРАТА  
ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ИЗМЕРЕНИЯ  
СУБЪЕКТИВНОГО БЛАГОСОСТОЯНИЯ

© 2014 г. А.В. Романовский, Я.В. Шокин

(Москва)

В статье предлагается методика расчета показателя общественного благосостояния на основе модели удовлетворенности потребностей, созданной с использованием аппарата искусственных нейронных сетей. Также приводятся основные результаты пробных исследований в указанном направлении.

**Ключевые слова:** потребности, благосостояние, интегральный показатель благосостояния, классификация потребностей А. Маслоу, искусственные нейронные сети.

**Классификация JEL:** С45.

Со времен появления работ по “экономике счастья” (economics of happiness) (Easterlin, 2002; Easterlin, 2005; Frey, Stutzer, 2002; Layard, 2005), которая утверждает, что благосостояние нужно рассматривать с точки зрения счастья, а его можно измерить, в научной среде появился огромный интерес к методам измерения общественного благосостояния. Этот интерес подпитывается накопленными доказательствами: от реальных наблюдений до лабораторных экспериментов, свидетельствующих о том, что люди при принятии решений действуют часто вопреки представлениям традиционной экономической теории рациональности (Duesenberry, 1948; Hirsch, 1976; Clark, Oswald, 1998).

Несмотря на это, вопрос измерения общественного благосостояния остается до сих пор одним из самых проблемных в экономической науке. И. Динер и М. Селигман в своей работе утверждают, что “хотя экономика в настоящее время играет центральную роль в принятии политических решений, поскольку предполагается, что деньги повышают благосостояние, мы предлагаем оценивать благосостояние более непосредственно, потому что существуют большие измерительные расхождения между экономическими показателями и благосостоянием” (Diener, Seligman, 2004, р. 1). Субъективный подход к определению полезности предлагает экономистам дополнительные перспективные варианты для изучения благосостояния. Субъективное благосостояние гораздо более широкое понятие, чем полезность решения человека, поскольку также включает опытную полезность, которая основывается на опыте человека. Понятие субъективного благосостояния позволяет нам лучше понимать общественное благосостояние. При таком подходе экономисты получают основание для того, чтобы явно проверить фундаментальные предположения и суждения экономической теории. Психологи провели большое число исследований, анализируя источники человеческого удовлетворения (Argyle, 1989; Fox, Kahneman, 1992; Diener, Suh, 2000). В их представлении счастье, или субъективное благосостояние, понимается как степень удовлетворенности жизнью в целом или некоторой особой областью жизни. Поскольку такое измерение недоступно для исследователя, психологи полагают, что субъективное благосостояние может быть изучено путем опросов и анкетирования.

Среди подходов традиционной экономической теории к моделированию общественного благосостояния следует выделить два основных: утилитаризм и кардинализм.

В соответствии с утилитарным учением общественное благосостояние  $w(n)$  является суммой

индивидуальных благ  $u_i$ ,  $i = 1, \dots, n$ :  $w(n) = \sum_{i=1}^n u_i$ , где  $n$  – число членов в обществе. При этом ин-

дивидуальное благо – показатель, отражающий совокупное счастье и страдание (счастье с отрицательным знаком) индивидуума. В модели суммирование может происходить также взвешенно, т.е. каждому из  $n$  членов общества присваивается определенный вес, отражающий значимость конкретного члена в обществе, далее индивидуальное благо суммируется с соответствующим весовым коэффициентом. Такая модель требует, чтобы индивидуальные блага были измеримы и обладали свойством аддитивности.

Кардинализм предполагает измерение полезности от обладания определенным ресурсом в специальных единицах – ютилах. При этом действует закон убывания предельной полезности, в соответствии с которым обладание каждой дополнительной единицей одного и того же ресурса доставляет ему меньшую полезность, чем обладание предыдущей единицей. Общественное бла-

госостояние рассчитывается по формуле  $w(n) = \sum_{i=1}^n u(l_i)$ . В этой формуле  $l_i$  – доход члена  $i$ . Тогда  $u(l_i)$  – полезность, которая соответствует определенному уровню доходов (ресурсу).

С развитием нейробиологии у ученых появились реальные возможности для оценки силы положительных и отрицательных эмоций человека. Это позволило Д. Канеману предложить измерить счастье, которое тождественно благосостоянию в его субъективном смысле, через интеграл моментальных чувств счастья и разочарования.

В практическом аспекте для измерения благосостояния используются:

– объективные показатели государственной статистики – либо показатели национального дохода – ВВП, ВНП, доходы населения, либо интегральные показатели качества жизни, включающие уровень образования, здравоохранения, качество окружающей среды;

– субъективные показатели – результаты опросов и анкетирования об удовлетворенности жизнью или отдельными ее сферами, экспертные оценки либо косвенные показатели удовлетворенности (неудовлетворенности) общества (рождаемость, число самоубийств и т.п.).

Из объективных измерителей благосостояния стоит отметить в 1970-е годы работы Р. Истерлина. Он показал, что после некоторого уровня увеличение дохода не приводит к росту удовлетворенности жизнью. Также он показал, что уровень субъективных оценок благосостояния не коррелирует с показателями ВВП. Этот парадокс получил название “парадокс Истерлина”.

В экономике известен также парадокс К. Эрроу, относящийся к субъективным оценкам благосостояния. В соответствии с ним в рамках ординалистического подхода невозможно объединение индивидуальных предпочтений, при котором объединенный показатель давал бы логически непротиворечивый результат. Экспертные и косвенные оценки также ненадежны в смысле достоверности научного знания.

Таким образом, налицо проблема достоверности измерения субъективного благосостояния общества. Задача настоящего исследования заключается в разработке математической модели оценки субъективного общественного благосостояния. Для этого необходимо разработать агрегированный индикатор общественного благосостояния, который обеспечивал бы достоверность научного знания, т.е. не зависел от экспертных оценок и рассчитывался на основе объективных статистических показателей, с одной стороны, и не противоречил бы самоощущению счастья членов общества – с другой. Не претендуя на методологическую универсальность, предложим авторскую методику моделирования общественного благосостояния, основанную на применении искусственных нейронных сетей (ИНС).

Приведем математическую запись модели на основе ИНС для измерения общественного благосостояния, которая может быть представлена следующим уравнением:

$$\begin{aligned}
 OUTPUT = & \omega_1^2 \frac{1}{1 + \exp \left\{ - \sum_{i=1}^5 (\omega_i^{1,1} INPUT_i + \omega_0^{1,1}) \right\}} + \\
 & + \omega_2^2 \frac{1}{1 + \exp \left\{ - \sum_{i=1}^5 (\omega_i^{1,2} \times INPUT_i + \omega_0^{1,2}) \right\}},
 \end{aligned}$$

где *OUTPUT* – выход ИНС, оцененное значение общественного благосостояния – искомый индикатор; *i* – индекс, обозначающий уровень потребности (снизу вверх) в соответствии с пятиступенчатой иерархией А. Маслоу,  $i = (1, \dots, 5)$ ;  $INPUT_i$  – вектор входных данных ИНС, доля затрат домохозяйств на удовлетворение потребностей уровня *i*;  $\omega_i^{1,1}$ ,  $\omega_i^{1,2}$  – весовые коэффициенты вектора входных данных для первого и второго нейрона скрытого слоя соответственно, рассчитываются в процессе обучения ИНС;  $\omega_1^2$ ,  $\omega_2^2$  – весовые коэффициенты сигналов первого и второго нейронов скрытого слоя для нейрона выходного слоя соответственно, рассчитываются в процессе обучения ИНС;  $\omega_0^{1,1}$ ,  $\omega_0^{1,2}$  – биасы первого и второго нейронов скрытого слоя соответственно, рассчитываются в процессе обучения ИНС;  $\omega_0^2$  – биас нейрона выходного слоя, рассчитывается в процессе обучения ИНС. Моделирование общественного благосостояния средствами ИНС требует принятия следующих допущений:

1) поскольку субъективное благосостояние может быть рассмотрено как образ, т.е. формируемое в сознании человека мысленное (ментальное) восприятие им объекта окружающей действительности, для его моделирования может использоваться ИНС – как хорошо зарекомендовавший себя инструмент решения задач распознавания образов;

2) под общественным благосостоянием будем понимать степень удовлетворения потребностей членов общества. Эти потребности достаточно хорошо могут быть представлены в иерархии, известной как “пирамида А. Маслоу”. Таким образом, общественное благосостояние оценивается через субъективные измерители. Как и любое другое решение, являющееся результатом обработки человеческим мозгом поступающей извне информации, удовлетворенность потребностей формирует представление индивида о собственном благосостоянии;

3) удовлетворенность потребностей является функцией от структуры потребностей (уровней иерархии, к которым принадлежат потребности), на удовлетворение которых были направлены имеющиеся в распоряжении индивидуума ресурсы. Так, предполагается, что человек не будет расходовать значительные ресурсы на удовлетворение потребностей высших уровней пирамиды потребностей, если не удовлетворены потребности более низких уровней.

Построение модели ИНС предполагает выполнение операций в ряду последовательных этапов. Первым этапом является сбор данных, которые будут использоваться в процессе обучения и тестирования ИНС. Решение этой проблемы подразумевает (Панов, Романовский, Шокин, 2011) формирование такого набора показателей, которые в полной мере удовлетворяют теоретическим представлениям об общественном благосостоянии и достаточно хорошо описывают предметную область. В рамках решения этой задачи требуется сформировать некий эталон для обучения ИНС, который по сути как раз и должен представлять собой интегральный показатель уровня благосостояния экономической системы (национальной экономики или экономики региона). Поскольку круг такого анализа замыкается сам на себя, предложено на первом этапе в качестве промежуточного обучающего критерия для нейронной сети использовать такой очевидный показатель благосостояния, как степень субъективного благосостояния, определенного посредством опроса общественного мнения. В качестве конечного результата подобный показатель рассматривать нельзя, так как он не отражает массы нюансов общественного выбора конкретной системы по поводу различных благ, однако использование его как промежуточного эталона для нащупывания ИНС наиболее ярких паттернов вполне допустимо.

Итак, во-первых, для обучения ИНС необходим массив данных, отражающих самооценку удовлетворения потребностей общества. В РФ немного организаций, проводящих регулярные масштабные исследования в данной области. Среди них: Всероссийский центр изучения общественного мнения (ВЦИОМ), Фонд “Общественное мнение” (ФОМ), Аналитический Центр Юрия Левады (ЛЦ) и Росстат (ГКС)<sup>1</sup>. В табл. 1 приведен перечень потенциально пригодных для анализа показателей.

Для определения согласованности отобранных для анализа показателей рассмотрим матрицу корреляций этих показателей за период с января 2005 г. по октябрь 2011 г., которая приведена в табл. 2.

<sup>1</sup> ВЦИОМ (<http://wciom.ru/178/>), ЛЦ (<http://www.levada.ru/indeksy>), ГКС (<http://www.gks.ru/dbscripts/cbsd/dbinet.cgi?pl=2340053>).

**Таблица 1.** Показатели субъективного благосостояния

| Показатель  | Агентство | Сокращенное наименование |
|---|-----------|--------------------------|
| Индекс текущего состояния экономики               | ГКС       | ИэкГКС                   |
| Индекс потребительских настроений                 | ЛЦ        | ИпнЛЦ                    |
| Оценки положения дел в стране                     | ЛЦ        | ИэкЛЦ                    |
| Индекс социальных настроений                      | ЛЦ        | ИснЛЦ                    |
| Интегральный индекс социальных настроений россиян | ВЦИОМ     | ИснЦОМ                   |
| Индекс удовлетворенности жизнью                   | ВЦИОМ     | ИужЦОМ                   |

**Таблица 2.** Матрица корреляций индексов субъективного благосостояния

| Наименование показателя | Иэк ГКС     | Ипн ЛЦ      | Иэк ЛЦ      | Исн ЛЦ      | Исн ЦОМ     | Иуж ЦОМ     |
|-------------------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| Иэк ГКС                 | <b>1,00</b> | <b>0,91</b> | 0,60        | <b>0,81</b> | 0,55        | 0,38        |
| Ипн ЛЦ                  | <b>0,91</b> | <b>1,00</b> | <b>0,77</b> | <b>0,91</b> | <b>0,71</b> | 0,50        |
| Иэк ЛЦ                  | 0,60        | <b>0,77</b> | <b>1,00</b> | <b>0,84</b> | <b>0,70</b> | <b>0,80</b> |
| Исн ЛЦ                  | <b>0,81</b> | <b>0,91</b> | <b>0,84</b> | <b>1,00</b> | <b>0,81</b> | <b>0,66</b> |
| Исн ЦОМ                 | 0,55        | <b>0,71</b> | <b>0,70</b> | <b>0,81</b> | <b>1,00</b> | <b>0,66</b> |
| Иуж ЦОМ                 | 0,38        | 0,50        | <b>0,80</b> | <b>0,66</b> | <b>0,66</b> | <b>1,00</b> |

Как видно из табл. 2, показатели на рассматриваемом временном интервале достаточно хорошо согласуются, что говорит об их репрезентативности. Такой вывод позволяет сделать анализ статистической значимости рассчитанных коэффициентов на уровне значимости  $p = 0,05$ . Для визуализации результатов корреляционного анализа статистически значимые коэффициенты в табл. 2 отмечены полужирным шрифтом.

Таким образом, индексы, полученные в результате исследования общественного мнения, могут быть использованы для обучения ИНС, определяющие размер общественного благосостояния, поскольку:

- индексы отражают интегральную оценку субъективного ощущения удовлетворения потребностей общества;
- индексы нормированы и систематизированы.

Поскольку имеется несколько индексов, коррелированных друг с другом, для редукции (понижения размерности) воспользуемся факторным анализом.

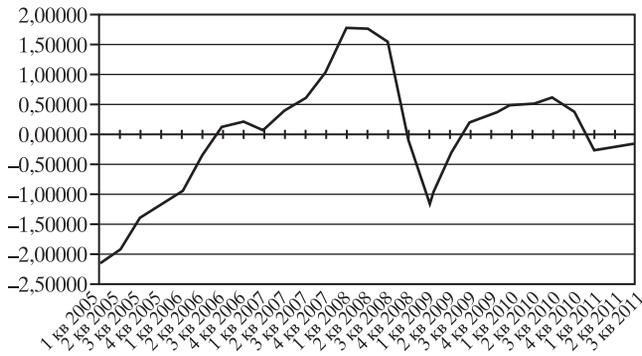
Факторный анализ (с выделением факторов методом главных компонент) позволил установить структуру итогового фактора социальных настроений, которая приведена в табл. 3.

В результате факторного анализа выделен итоговый фактор субъективного общественного благосостояния, который будет использоваться при обучении и тестировании ИНС и будет иметь вид, представленный на рисунке.

После определения вектора итоговых значений, которое мы хотим получить на выходе ИНС (*OUTPUT*), следует определиться с входными векторами (*INPUT*).

**Таблица 3.** Структура итогового фактора социальных настроений

| Значения коэффициентов<br>Вращение – извлечение без вращений – метод главных компонент |                       |
|--|-----------------------|
| Показатель   | Значение коэффициента |
| Иэк ГКС  | -0,149692             |
| Иэк ЛЦ   | -0,247809             |
| Исн ЛЦ   | -0,250879             |
| Исн ЦОМ  | -0,246427             |
| Иуж ЦОМ  | -0,231510             |



**Рисунок.** Интегральный фактор субъективного общественного благосостояния

расходы домохозяйств можно охарактеризовать как фактические затраты денежных и материальных ресурсов, направляемых на удовлетворение текущих потребностей домохозяйства, и которые необходимы для обеспечения его жизнедеятельности и развития, эта информация может быть использована как мера удовлетворенности основных потребностей. При ранжировании потребностей, удовлетворяемых домохозяйствами посредством своих расходов, логично предположить, что расходы на удовлетворение потребностей более высокого уровня появятся лишь в том случае, когда ожидаемая полезность от их удовлетворения будет выше, чем от расходов на дополнительное удовлетворение потребностей низшего порядка. При этом соотношение потребления и сбережения является оценкой нормы личного межвременного дисконтирования.

Из результатов ОБДХ за период 2005–2009 гг. авторы выделили данные по основным агрегированным статьям расходов домохозяйств, которые объединены по смыслу по уровням потребностей в соответствии с пятиступенчатой иерархией А. Маслоу<sup>3</sup>: физиологические (Ф), экзистенциальные (Э), социальные (С), престижные (П), духовные (Д). Для каждого периода определена структура расходов по уровням потребностей. При этом общая сумма расходов за период составляет 100%.

Первый этап моделирования на этом завершен, и имеется вся необходимая информация для построения ИНС. Определение интегрального показателя благосостояния населения через анализ структуры и объем ресурсов населения, направленных на удовлетворение потребностей, произведем с использованием статистического пакета Statistica 8.0, в модуле *Automated Neural Networks*.

Следующий этап формирования модели заключается в выборе архитектуры ИНС. Множество возможных архитектур ИНС и отсутствие алгоритмов отбора наиболее предпочтительной архитектуры требуют рассмотрения нескольких вариантов построения ИНС и выбора по критерию минимума ошибки на тестовом множестве. Для выбора архитектуры ИНС проанализируем несколько вариантов, приведенных в табл. 4.

В табл. 4 представлены пять вариантов архитектур ИНС для измерения общественного благосостояния. Оптимальная совокупность показателей качества ИНС достигается с архитектурой вида *MLP 5-2-1* с логистической активационной функцией нейронов, которая и предложена в качестве искомой оценочной модели субъективного благосостояния. Данная архитектура описывает сеть в виде трехслойного персептрона с числом нейронов в слоях 5, 2 и 1 соответственно.

<sup>2</sup> ОБДХ проводится органами государственной статистики на постоянной основе во всех субъектах Российской Федерации. Росстат осуществляет руководство обследованием, готовит его план и методику проведения. Итоги обследования публикуются как на уровне Росстата, так и на уровне территориальных органов Росстата.

<sup>3</sup> Следует заметить, что существует также вторая версия классификации потребностей по Маслоу, в которой выделяется не 5, а 7 уровней; в нашем исследовании решено было взять за основу первый вариант.

**Таблица 4.** Варианты архитектуры ИНС для определения ИБ<sup>4</sup>

| Index | Net. name | Training perf. | Test perf. | Training error | Test error | Training algorithm | Error function | Hidden activation | Output activation |
|-------|-----------|----------------|------------|----------------|------------|--------------------|----------------|-------------------|-------------------|
| 1     | MLP 5-2-1 | 0,8006         | 0,8169     | 0,0131         | 0,0381     | BFGS 17            | SOS            | Logistic          | Logistic          |
| 2     | MLP 5-4-1 | 0,7943         | 0,8272     | 0,0135         | 0,0393     | BFGS 5             | SOS            | Tanh              | Logistic          |
| 3     | MLP 5-2-1 | 0,7954         | 0,8181     | 0,0134         | 0,0369     | BFGS 8             | SOS            | Tanh              | Logistic          |
| 4     | RBF 5-4-1 | 0,4018         | 0,8753     | 0,0593         | 0,0133     | RBFT               | SOS            | Gaussian          | Identity          |
| 5     | MLP 5-1-1 | 0,8008         | 0,8109     | 0,0134         | 0,0378     | BFGS 4             | SOS            | Exponential       | Logistic          |

Как видно из табл. 4, достаточно хорошие результаты демонстрирует также сеть с радиально базисными функциями. Спецификация такой сети будет иметь вид:

$$OUTPUT = \sum_{i=1}^4 \left[ w_i \exp \left( \sum_{j=1}^5 (INPUT_j - c_{ij})^2 / 2\sigma_i^2 \right) \right] + w_0.$$

Для обучения ИНС *MLP 5-2-1* используется квазиньютоновский алгоритм (Гилл, Мюррей, Райт, 1985). Этот метод может использоваться для большинства сетей с малым числом весов и является весьма популярным методом нелинейной оптимизации, поскольку имеет быструю сходимость. Квазиньютоновский метод предполагает исследование изменения градиента функции ошибок по всем наблюдениям и подстройку весов нейронов после каждой эпохи обучения ИНС. В основе квазиньютоновского алгоритма лежит допущение о том, что по квадратичной (имеющей параболическую форму) поверхности ошибок возможно движение напрямую к минимуму функции ошибок. Шаг движения вычисляется с использованием матрицы Гессе (матрицы вторых частных производных поверхности ошибок), которая в явном виде не формируется, а заменяется некоторым приближением. В области минимума любая функция ошибок имеет похожую (с допустимой погрешностью) на квадратичную форму. Поскольку вычисление матрицы Гессе – достаточно трудоемкий процесс, величины шага для функции непараболического вида окажутся заведомо неправильными. Квазиньютоновский метод формирует итерационное приближение к обратной матрице Гессе. В отдалении от минимума функции аппроксимация идет по пути наискорейшего спуска, в области близкой к минимуму функции используется более точный способ – через определитель Гессе.

Справедливости ради заметим, что квазиньютоновский метод имеет некоторые недостатки: он уступает в устойчивости методу сопряженных градиентов, может застревать в локальных минимумах. Тем не менее из-за быстрой сходимости этого метода он очень популярен при обучении ИНС.

Для вычисления начального направления спуска используется равенство  $s_k = -g_k$ , где  $s_k$  – направление спуска на шаге  $k$ ;  $g_k$  – градиент функции оценки в начальной точке шага  $k$ .

Так же определяется шаг и методом обратного распространения ошибки.

На последующих итерациях направление спуска вычисляется по формуле *BFGS* (Бройдена–Флетчера–Гольдфарба–Шанно) (Broyden, 1970; Fletcher, 1987; Goldfarb, 1970; Shanno, 1970):

$$s_{k+1} = \frac{-g_{k+1} + [(s_k, g_{k+1})y_k + (y_k, g_{k+1})s_k]}{(y_k, s_k)} - \frac{h_k s_k (s_k, g_{k+1})}{(y_k, s_k)} - \frac{s_k (y_k, y_k) (s_k, g_{k+1})}{(y_k, s_k)},$$

где  $y_k = g_k - g_{k+1}$  – изменение градиента в результате итерации  $k$ ; скобками обозначено скалярное произведение векторов.

Если применять этот алгоритм для функции, описывающей параболическую поверхность ошибок, то за число шагов, равное числу весов, будет достигнута сходимость к верному обратному

<sup>4</sup> Таблица выгужена из статистического пакета Statistica 8.0. Системные обозначения сохранены.

определителю Гессе. Однако чтобы избежать расходимости в результате накопления ошибок вычислений, рекомендуется периодически возвращаться к наискорейшему спуску.

В качестве функции активации для нейронов скрытого и выходного слоя используется логистическая, которая имеет вид  $f(x) = 1/(1 + e^{-x})$ .

Логистическая активационная функция также достаточно популярна при построении многослойных персептронов и других сетей с непрерывными сигналами. В ИНС логистическая функция обладает рядом важных преимуществ: функция гладкая, непрерывная и способна достигать насыщения. Благодаря непрерывной первой производной, ИНС, использует логистическую функцию активации и может быть обучена градиентными методами. А легкость выражения значения первой производной через саму функцию позволяет производить обучение достаточно быстро. Логистическая функция сжимающаяся, с чем связана способность нейрона работать с широким диапазоном входящих сигналов без насыщения.

В Statistica 8.0 имеется аппаратная реализация описанных выше алгоритмов, поэтому расчет был произведен в указанном статистическом пакете. Веса функции активации при архитектуре ИНС MLP 5-2-1, полученные в результате обучения ИНС, приведены в табл. 5.

**Таблица 5.** Веса для ИНС MLP 5-2-1

| Network weights |                              |                  |                             |
|-----------------|------------------------------|------------------|-----------------------------|
| №               | Connections – 1. MLP 5-2-1   | Notation         | Weight values – 1.MLP 5-2-1 |
| 1               | Φ → hidden neuron 1          | $\omega_1^{1.1}$ | -1,65914                    |
| 2               | Φ → hidden neuron 2          | $\omega_1^{1.2}$ | 1,26575                     |
| 3               | Э → hidden neuron 1          | $\omega_2^{1.1}$ | 1,86975                     |
| 4               | Э → hidden neuron 2          | $\omega_2^{1.2}$ | 1,69184                     |
| 5               | С → hidden neuron 1          | $\omega_3^{1.1}$ | 1,38720                     |
| 6               | С → hidden neuron 2          | $\omega_3^{1.2}$ | -0,87867                    |
| 7               | П → hidden neuron 1          | $\omega_4^{1.1}$ | 0,66814                     |
| 8               | П → hidden neuron 2          | $\omega_4^{1.2}$ | 0,85449                     |
| 9               | Д → hidden neuron 1          | $\omega_5^{1.1}$ | 1,11998                     |
| 10              | Д → hidden neuron 2          | $\omega_5^{1.2}$ | 0,60399                     |
| 11              | input bias → hidden neuron 1 | $\omega_6^{1.1}$ | 0,13246                     |
| 12              | input bias → hidden neuron 2 | $\omega_6^{1.2}$ | 0,13960                     |
| 13              | hidden neuron 1 → OUTPUT     | $\omega_1^2$     | 3,36895                     |
| 14              | hidden neuron 2 → OUTPUT     | $\omega_2^2$     | 1,68445                     |
| 15              | hidden bias → OUTPUT         | $\omega_0^2$     | -3,90892                    |

Для того чтобы оценить влияние входов ИНС на выход, используем глобальный анализ чувствительности. Результаты глобального анализа чувствительности приведены в табл. 6.

**Таблица 6.** Глобальный анализ чувствительности ИНС MLP 5-2-1

| Sensitivity analysis for OUTPUT Samples: Train |          |          |          |          |          |
|--|----------|----------|----------|----------|----------|
| ИНС  | Φ        | Э        | С        | П        | Д        |
| 1.MLP 5-2-1                                    | 1,122916 | 1,083710 | 1,186015 | 1,204213 | 1,056056 |

Практическая значимость результатов исследования состоит в возможности их использования органами законодательной и исполнительной власти, а также инвесторами, как на федераль-

ном, так и на уровне отдельных проектов, в целях формирования научно обоснованных оценок уровня общественного благосостояния. Предложенные авторами рекомендации могут быть использованы при разработке и реализации социальных программ в различных сферах деятельности. Следует отметить принципиальную методическую особенность модели ИНС, связанную с тем, что общественное благосостояние измеряется посредством совокупности показателей использования имеющихся в распоряжении домохозяйств ресурсов на удовлетворение индивидуальных потребностей. Таким образом, модель лишена недостатков, связанных с использованием косвенных оценок благосостояния общества.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- Гилл Ф., Мюррей У., Райт М. (1985). Практическая оптимизация. М.: Мир.
- Панов С.А., Романовский А.В., Шокин Я.В. (2011) Разработка модели интегрального показателя благосостояния на основе “пирамиды потребностей” А. Маслоу и применения нейросетевых методов вычислений // Вестник МГОУ. Серия “Экономика”. № 4.
- Argyle M. (1989). The psychology of happiness. London: Routledge.
- Broyden C.G. (1970). The Convergence of a Class of Double-Rank Minimization Algorithms // *Journal of the Institute of Mathematics and its Applications*. Vol. 6.
- Clark A.E., Oswald A.J. (1998). Comparison-Concave Utility and Following Behavior in Social and Economic Settings // *Journal of Public Economics*. Vol. 70 (1).
- Diener E., Seligman M.E.P. (2004). Beyond Money: Toward an Economy of Well-Being // *Psychological Science in the Public Interest*. Vol. 5.
- Diener E., Suh E.M. (2000). Culture and Subjective Well-Being. Cambridge: The MIT Press.
- Duesenberry J.S. (1949). Income, Saving and the Theory of Consumer Behavior. Cambridge: Harvard University Press.
- Easterlin R.E. (ed.) (2002). Happiness in Economics. Cheltenham: Elgar.
- Easterlin R.A. (2005). A Puzzle for Adaptive Theory // *Journal of Economic Behavior and Organization*. Vol. 56.
- Fletcher R. (1987). Practical Methods of Optimization. N.Y.: John Wiley & Sons.
- Fox C.R., Kahneman D. (1992). Correlations, Causes, and Heuristics in Surveys of Life Satisfaction // *Social Indicators Research*. Vol. 27.
- Frey B.S., Stutzer A. (2002). What Can Economists Learn from Happiness Research? // *Journal of Economic Literature*. Vol. 40(2).
- Goldfarb D. (1970). A Family of Variable Metric Updates Derived by Variational Means // *Mathematics of Computation*. Vol. 24 (109).
- Layard R. (2005). Happiness: Lessons from a new science. Allen Lane: London.
- Shanno D.F. (1970). Conditioning of Quasi-Newton Methods for Function Minimization // *Mathematics of Computation*. Vol. 24 (111).

Поступила в редакцию  
21.02.2013 г.

## The Application of Neural Networks Mathematical Tools for measurement of Subjective Well-Being

A.V. Romanovskiy, Ya.V. Shokin

This article presents the method of calculating an indicator of public well-being. The indicator is based on the model of needs satisfaction. The model is created by using the tools of artificial neural networks. Also the main results of preliminary research are given.

**Keywords:** needs, well-being, aggregated welfare indicator, A. Maslow classification of needs, artificial neural networks.

**JEL Classification:** C45.