

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ СМЕРТНОСТИ С ПОМОЩЬЮ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

В.П. Горлицев

Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН
Россия, 117997, Москва, Профсоюзная ул., 65
E-mail: gpa15@yandex.ru

А. И. Михальский

Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН
Россия, 117997, Москва, Профсоюзная ул., 65
E-mail: ipuran@yandex.ru

Ключевые слова: демография, искусственные нейронные сети, продолжительность жизни, смертность человека.

Аннотация: Рассматривается применение искусственной нейронной сети для прогнозирования смертности и продолжительности жизни человека по данным, собранным в демографической базе данных Human Mortality Database (HMD). Построенная сеть отражает современные теории, предложенные ведущими демографами, по которым возрастные тенденции изменения смертности в странах с высокой ожидаемой продолжительностью жизни сходятся к общей для всех стран тенденции, а разница в продолжительности жизни мужчин женщин сокращается. Прогноз смертности в 19 странах с высокой ожидаемой продолжительностью жизни, построенный с помощью нейронной сети, показал лучшее совпадение с реальностью, чем принятые в демографии методы прогнозирования смертности.

1. Введение

Исследования демографов показывают, что со второй половины XX века продолжительность жизни жителей экономически развитых стран неуклонно растет как среди женщин, так и среди мужчин [1,2]. В результате, в населении растет доля лиц старшего возраста, что увеличивает нагрузку на системы пенсионного и социального обеспечения. Для государственного планирования мер и средств, необходимых чтобы встретить грядущие изменения в обществе, необходимы методы долговременного планирования смертности и продолжительности жизни населения. Такие прогнозы необходимы в здравоохранении, при планировании структуры занятости населения, для реформы пенсионного обеспечения.

В демографии разработан ряд моделей для прогноза смертности, на основании которого рассчитывается и прогноз продолжительности жизни. Стохастическая модель Ли и Картера (LC) [3], основанная на предположении о том, что смертность в каждой возрастной группе изменяется независимо и с постоянной скоростью, стала самой популярной моделью для прогнозирования смертности, к которой предложено множество модификаций, учитывающих особенности сингулярного разложения, согласованности развития смертности между когортами и т.д. В 2013 году появилась модель, состав-

ляющая прогнозы на основе средних показателей кривой смертности для обоих полов (Coherent Functional Demographic Model) (CFDM) [4]. Также широко используется модель Cairns-Blake-Dowd (CBD) [5], в которой смертность моделируется с помощью логистической функции.

Все демографические модели основаны на предположении, что режим смертности для каждой страны и пола уникален и модели настраиваются для каждой группы населения, независимой от других. Соответственно, и прогнозы строятся отдельно для разных групп. Существует возможность повышения точности прогноза смертности и продолжительности жизни за счет дополнительного учета демографических закономерностей. Недавние исследования смертности в экономически развитых странах показали, что тенденции изменения смертности для стран с высокой ожидаемой продолжительностью жизни со временем сходятся к единой для всех стран и обоих полов тенденции [6,7]. Эта закономерность включена в предлагаемую модель прогноза смертности. Нейронная сеть настраивается по данным без различения стран и пола. В результате получается прогноз тенденции изменения смертности, близкий к тенденциям изменения смертности для обоих полов и каждой исследуемой страны. На основании этой единой тенденции строится прогноз смертности для конкретной страны и пола.

2. Алгоритм прогноза смертности

Искусственная нейронная сеть - это математическая модель, которая строится по аналогии нейронных сетей в мозге человека. При этом считается, что нейронная клетка принимает сигналы от других нейронов, преобразует их и затем передает свой сигнал следующим нейронам. Математически нейронная клетка на входе получает взвешенную сумму сигналов от других нейронов и, добавив некоторое смещение, преобразует ее в выходной сигнал, используя нелинейную или линейную функцию активации. Искусственная нейронная сеть представляет собой структуру, образованную из множества искусственных нейронов, организованных в параллельные слои, которые последовательно соединяются между собой. Число слоев и количество нейронов в них определяется решаемой задачей. Для прогноза смертности была построена нейронная сеть, состоящая из трех слоев: входного слоя, состоящего из 106 нейронов не выполняющих преобразований, на который поступают значения логарифма смертности в году t в одногодичных возрастных группах от 0 до 105 лет для определенного пола и страны, скрытого слоя из 300 нейронов, выполняющих нелинейное преобразование с помощью функции активации, в который поступают линейные комбинации нейронов из предыдущего слоя, и выходного слоя из 106 нейронов, соответствующих одногодичным возрастным группам из диапазона от 0 до 105 лет для года $t + 1$.

При настройке модели для прогнозирования смертности использовался метод кросс-валидации с учетом временной структуры данных. Архитектура нейронной сети приведена на рис. 1.

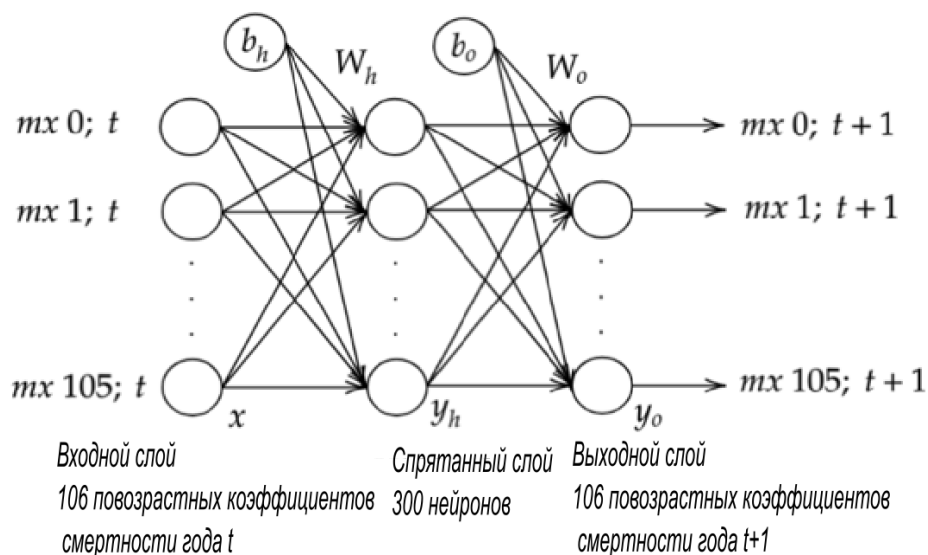


Рис. 1. Архитектура нейронной сети для прогнозирования смертности.

Пересчет смертности для года $t+1$ по смертности в году t проводился по формуле

$$\begin{pmatrix} mx_{0,t+1} \\ \vdots \\ mx_{105,t+1} \end{pmatrix} = b_o + W_o \left(h_n \left(b_n + W_h \begin{pmatrix} mx_{0,t} \\ \vdots \\ mx_{105,t} \end{pmatrix} \right) \right),$$

где W_h – матрица весов скрытого слоя размера (106,300), b_h – величина смещения для нейронов из скрытого, представленная вектором размера 300, и h_n – «протекающая» функция активации – $\max(0, x)$. Матрица весов выходного слоя W_o имеет размер (300, 106), размер вектора значений смещения для нейронов в выходном слое b_o – 106 элементов. Веса нейронной сети W и смещения b вычислялись с применением оптимизационного алгоритма ‘Adam’ [8].

3. Данные

Данные взяты с сайта Human Mortality Database (HMD) [9]. В работе использованы одногодичные коэффициенты смертности по всем возрастным группам от 0 до 105 лет. Для открытого интервала возрастов выше 105 лет вводится ограничение на максимальное значение смертности, принимая к сведению последнее исследование о смертности столетних [1]. Для обучения и валидации модели использованы страны, которые в период с 1950 по 2016 год испытывали низкую смертность при относительно высокой численности населения, такие как Испания, Италия, Западная Германия и другие.

Перед обучением для устранения пропусков одногодичные коэффициенты смертности были сглажены с помощью интерполяционных сплайнов с использованием алгоритма LOESS [10].

4. Результаты

Предложенная нейронная сеть для прогноза смертности обучалась на данных с 1950 по 2011 год без разделения по полу, году и региону. Было построено 50 нейронных сетей, при обучении которых строки данных, соответствующие разным странам и годам, подавались в случайном порядке.

На рис. 2, приведены изменения логарифма повозрастной смертности с 1950 по 2011 год по данным НМД и медианный прогноз логарифма смертности с 2011 по 2060 годы для мужчин ФРГ рассчитанный с помощью нейронной сети и с помощью демографических моделей LC, CBD и CFDM.

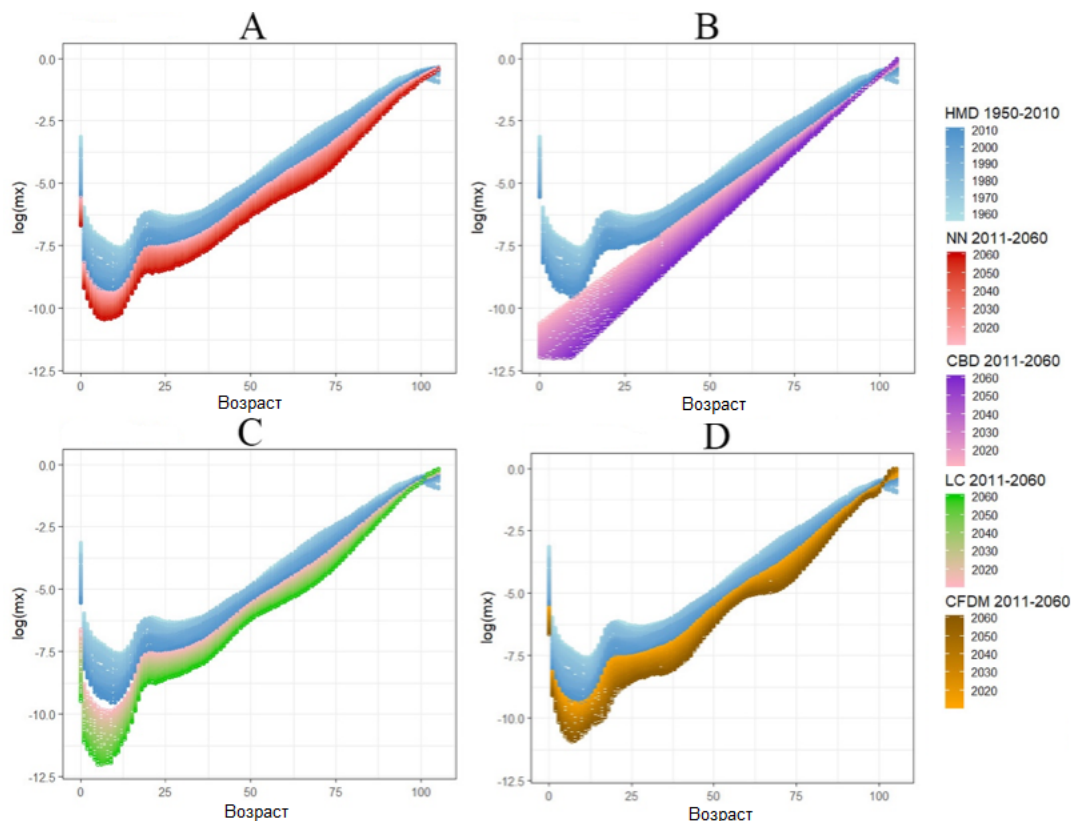


Рис. 2. Медианный прогноза смертности для мужчин ФРГ до 2060 года. Нейронная сеть (панель А), модель LC (панель В), модель CBD (панель С), модель CFDM (панель D).

Из рис. 2 видно, что в сравнении с моделями LC, CBD и CFDM, применяемыми в демографии для прогнозирования смертности, алгоритм нейронной сети предоставляет наиболее плавный и реалистичный прогноз, в котором нету разрыва между реальными данными и прогнозируемыми, и с годами не возникает волнистой структуры смертности, такой прогноз может быть применим к возрастному анализу смертности.

На рис. 3 показан прогноз продолжительности жизни в разных странах отдельно для мужчин и для женщин на период с 2011 по 2080 годы, рассчитанный путем интегрирования функции дожития, построенной по результатам прогноза смертности различными алгоритмами.

На рис. 3 заштрихованные области соответствуют 90% доверительному интервалу. По сравнению с моделями LC, CBD и CFDM, применяемыми в демографии для прогнозирования смертности и продолжительности жизни, нейронная сеть имеет следующие отличия:

- разница в продолжительности жизни между мужчинами и женщинами сокращается со временем;
- продолжительность жизни растет нелинейно и постепенно стабилизируется;
- продолжительность жизни увеличивается быстрее в странах с относительно низкой продолжительностью жизни, чем в странах с высокой продолжительностью жизни. Примерами являются США и Япония.

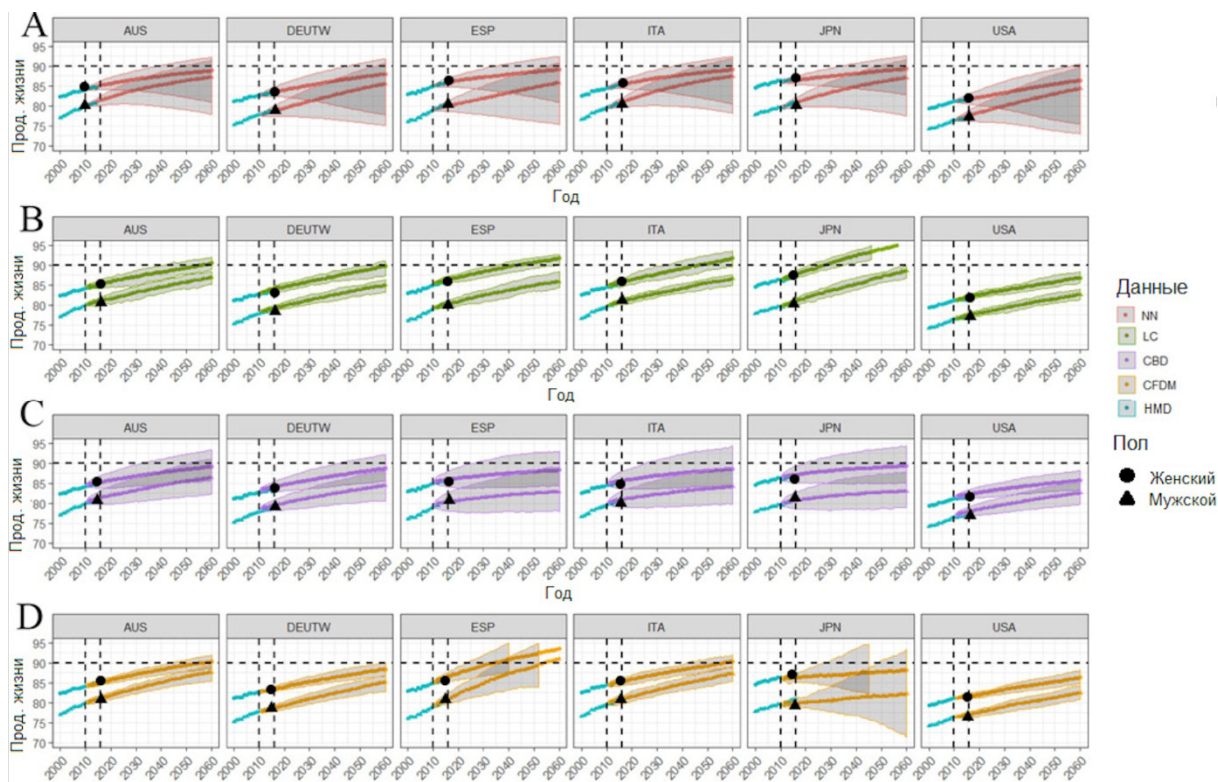


Рис. 3. Продолжительность жизни, вычисленная с 2000 по 2010 годы и прогноз продолжительности жизни с 2011 по 2080 годы в 6 странах, рассчитанный с использованием нейронной сети (панель А), модели LC (панель В), модели CBD (панель С), модели CFDM (панель D).

5. Заключение

Предложен новый подход к прогнозированию смертности с помощью нейронной сети, использующей информацию о 19 странах с высокой продолжительностью жизни. Результаты, приведенные для 6 стран – Австралии, Западной Германии, Испании, Италии, Японии и США, предоставляют качественный прогноз смертности и продолжительности жизни для всех возрастных групп.

Особенность предложенного алгоритма состоит в дополнительном учете демографических закономерностей, заключающихся в том, что тенденции изменения смертности для стран с высокой ожидаемой продолжительностью жизни со временем сходятся к единой для всех стран и обоих полов тенденции. С помощью нейронной сети, совмещая данные по смертности для различных стран и обоих полов удалось найти единую структуру ежегодного снижения смертности позволяющую строить долговременный прогноз как по возрастной смертности, так и продолжительности жизни. При большой

глубине прогнозирования (до 50 лет), предложенный метод демонстрирует уменьшение различий между мужской и женской смертностью и продолжительности жизни. Эта особенность является биологически оправданной, описана в [11] и не учитывается в других алгоритмах демографического прогноза.

Список литературы

1. Oeppen J., Vaupel J.W. Broken Limits to Life Expectancy // *Science*. 2002. Vol. 296. P. 1029-1031.
2. Vaupel J.W. Biodemography of human ageing // *Nature*. 2010. Vol. 464. P. 536-542.
3. Carter L. R., Lee R. D. Modeling and forecasting US sex differentials in mortality // *International Journal of forecasting*. 1992. Vol. 8, No. 3. P. 393-411.
4. Hyndman R. J., Booth H., Yasmeeen F. Coherent mortality forecasting: the product-ratio method with functional time series models // *Demography*. 2013. Vol. 50. P. 261-283.
5. Cairns A. J. G., Blake D., Dowd K. A two-factor model for stochastic mortality with parameter uncertainty: theory and calibration // *Journal of Risk and Insurance*. 2006. Vol. 73. P. 687-718.
6. Edwards R. D., Tuljapurkar S. Inequality in life spans and a new perspective on mortality convergence across industrialized countries // *Population and Development Review*. 2005. Vol. 31. P. 645-674.
7. Seligman B., Greenberg G., Tuljapurkar S. Convergence in male and female life expectancy: direction, age pattern, and causes // *Demographic Research*. 2016. Vol. 34. P. 1063-1074/
8. Kingma D. P., Ba J. Adam: A method for stochastic optimization // arXiv preprint arXiv:1412.6980. 2014.
9. <https://www.mortality.org>
10. Cleveland W. S., Devlin S. J. Locally weighted regression: an approach to regression analysis by local fitting // *Journal of the American statistical association*. 1988. Vol. 83. P. 596-610.
11. Raftery A. E., Lalic N., Gerland P. Joint probabilistic projection of female and male life expectancy // *Demographic research*. 2014. Vol. 30. P. 795-822.