

Impact Factor:

ISRA (India) = 1.344
ISI (Dubai, UAE) = 0.829
GIF (Australia) = 0.564
JIF = 1.500

SIS (USA) = 0.912
ПИИИ (Russia) = 0.207
ESJI (KZ) = 4.102
SJIF (Morocco) = 2.031

ICV (Poland) = 6.630
PIF (India) = 1.940
IBI (India) = 4.260

SOI: [1.1/TAS](#) DOI: [10.15863/TAS](#)

International Scientific Journal Theoretical & Applied Science

p-ISSN: 2308-4944 (print) e-ISSN: 2409-0085 (online)

Year: 2018 Issue: 05 Volume: 61

Published: 30.05.2018 <http://T-Science.org>

Andrey Leonidovich Gusev
Doctor of Technical Sciences
professor of Perm State
National Research University
(PSNRU)
alguseval@mail.ru

Alexander Anatolevich Okunev
Post-graduate student of the Perm State
National Research University
(PSNRU)
alexander2510@mail.ru

SECTION 2. Applied Mathematics.
Math modeling.

METHOD OF CONSTRUCTION OF THE LOWER-DIMENSIONAL MODEL OF CONTROL

Abstract: The article describes a method for constructing a neural network as a control model. This method allows the researcher to significantly reduce the time resources for building a neural network management model with the minimal error of the neural network, if possible. An example of the implementation of the method is presented, as a set of four procedures for constructing a neural network with the minimum possible resulting error.

Key words: neural network, control model, neural network construction procedure, neural network error.

Language: Russian

Citation: Gusev AL, Okunev AA (2018) METHOD OF CONSTRUCTION OF THE LOWER-DIMENSIONAL MODEL OF CONTROL. ISJ Theoretical & Applied Science, 05 (61): 72-76.

Soi: <http://s-o-i.org/1.1/TAS-05-61-15> **Doi:**  <https://dx.doi.org/10.15863/TAS.2018.05.61.15>

МЕТОД ПОСТРОЕНИЯ НЕРОСЕТОВОЙ МОДЕЛИ УПРАВЛЕНИЯ

Аннотация: В статье описывается метод для построения нейронной сети как модели управления. Этот метод позволяет исследователю существенно сократить временные ресурсы для построения нейросетевой модели управления по возможности с минимальной ошибкой нейронной сети. Приводится пример реализации метода, как совокупности четырех процедур построения нейронной сети с минимально возможной результирующей погрешностью.

Ключевые слова: нейронная сеть, модель управления, процедура построения нейронной сети, ошибка нейросети.

Введение

В научной литературе много статей посвящается решению задач управления в различных предметных областях, достаточно посмотреть [1-7]. Нейросети применяются при управлении рисками здоровью населения, при управлении экономическими показателями, при управлении рисками в области ИТ и так далее.

Задача управления при помощи нейронных сетей сводится к нахождению закономерностей при воздействии совокупности управляющих факторов на совокупность управляемых факторов. При попытке построить систему многомерных нелинейных регрессионных уравнений (многомерное нелинейное регрессионное уравнение, если один управляемый фактор), исследователь часто вынужден прибегать к кластеризации данных. И только после кластеризации наблюдений (наблюдение состоит из зафиксированных в

определенный временной момент управляющих и управляемых факторов) исследователь для каждого кластера строит систему уравнений (уравнение), как модель управления. В определенный временной момент означает, что установлен временной лаг специалистами предметной области.

В статьях по управлению не редко рекомендуют разделить все наблюдения на три кластера: основной или главный кластер - это кластер, куда попадает подавляющее количество наблюдений. «Левый» кластер – это кластер, куда попадают наблюдения с аномально малыми значениями управляемых факторов и «правый» кластер – это кластер, куда попадают наблюдения с аномально большими значениями управляемых факторов. Понятия «малыми» и «большими» весьма условны. Однако иногда все кластеры бывают равноценными для исследователя.

Таким образом, если исследователь имеет дело с t равноценными кластерами наблюдений,



Impact Factor:

ISRA (India) = 1.344	SIS (USA) = 0.912	ICV (Poland) = 6.630
ISI (Dubai, UAE) = 0.829	ПИИЦ (Russia) = 0.207	PIF (India) = 1.940
GIF (Australia) = 0.564	ESJI (KZ) = 4.102	IBI (India) = 4.260
JIF = 1.500	SJIF (Morocco) = 2.031	

то ему приходится строить t систем многомерных нелинейных регрессионных уравнений (моделей управления).

На практике построение модели управления возможно, как построение системы многомерных нелинейных регрессионных уравнений, или как построение одной или нескольких нейронных сетей.

Исследователь перед построением модели управления может самостоятельно оценить число предполагаемых кластеров. Например, когда управление рисками здоровью населения идет по совокупности территорий, можно предположить, что все территории делятся на промышленные территории, сельскохозяйственные территории, смешанные территории с преобладанием промышленности и смешанные территории с преобладанием сельского хозяйства. Понятно, что деление на территории может быть более подробным. Например, промышленные территории можно поделить на промышленные территории с преобладанием «крупной» промышленности (металлургическая промышленность, химическая промышленность и так далее) и на промышленные территории с преобладанием «мелкой» промышленности (пищевая промышленность, кустарное производство и так далее). Поэтому при построении нейронной сети как модели управления для t кластеров можно применить представленный в настоящей статье алгоритм.

Типичные задачи управления, требующие нейросетевого моделирования

Любая задача, стоящая перед управляющими организациями при управлении рисками здоровью населения, так или иначе, сводится к решению следующих задач:

- К улучшению состояния здоровья населения (снижения уровня заболеваемости по классам заболеваний и нозологическим формам заболеваний);
- К снижению показателей смертности в раннем возрасте (к смещению показателей смертности на более зрелый возраст);
- К увеличению общей продолжительности жизни населения.

Иными словами, все эти задачи сводятся к уменьшению вероятности заболеть или умереть.

Для решения поставленных задач имеется обширный, но не всегда достаточный, статистический материал, собранный управляющими организациями в виде отчетных форм. Однако даже при правильно поставленной и математически сформулированной задаче не

всегда удается решить задачу управления в явном виде.

К типичным задачам управления относятся такие задачи:

- Установление причинно-следственных связей между показателями (группами показателей);
- Построение моделей управления, на основе установленных причинно-следственных связей;
- Ситуационное моделирование на основе построенных моделей управления;
- Оптимизационное моделирование на области определения управляющих факторов;
- Прогнозирование управляемых факторов в предположении свершения управляющих действий.

Управление рисками здоровью населения происходит, как правило, на фоне совокупности неуправляемых и незарегистрированных факторов. Задача управления осложняется неполнотой статистических данных, несопряженностью показателей. В силу этого для решения задач управления в сфере здравоохранения используются нейросетевые модели. Более того некоторые задачи поддаются решению только с помощью нейросетевого моделирования. Например, задача «Определение допустимых уровней риска». Задача состоит в следующем. Для определения допустимых уровней риска неинфекционных заболеваний используется критерий управляемости данного риска. В соответствии с ведомственным руководством в качестве приемлемого (допустимого) уровня риска рассматривается уровень риска развития неблагоприятного эффекта, который не требует принятия дополнительных мер по его снижению. В этой связи отсутствие управляемой доли риска здоровью может рассматриваться в качестве критерия допустимого уровня риска при планировании действий, направленных на его снижение, поскольку в этом случае все возможности управляющих организаций в сфере управления риском использованы в полной мере. Следовательно, неуправляемый уровень риска, связанный с нарушением санитарного законодательства и не поддающийся снижению целесообразно рассматривать как допустимый.

Наиболее адекватным методом определения допустимых уровней риска является нейросетевое моделирование, которое может наиболее полно учесть то, что на уровни риска воздействуют не только управляемые показатели, но и неуправляемые показатели (условия



Impact Factor:

ISRA (India) = 1.344	SIS (USA) = 0.912	ICV (Poland) = 6.630
ISI (Dubai, UAE) = 0.829	ПИИЦ (Russia) = 0.207	PIF (India) = 1.940
GIF (Australia) = 0.564	ESJI (KZ) = 4.102	IBI (India) = 4.260
JIF = 1.500	SJIF (Morocco) = 2.031	

управления) на фоне неполноты статистических данных. Математическая модель управления рисками имеет входные параметры и выходные параметры. Входными параметрами могут быть, например, показатели качества среды обитания, а выходными параметрами – показатели заболеваемости. Предполагается, что между входными и выходными параметрами существуют причинно-следственные взаимосвязи.

Для того чтобы рассчитать допустимые уровни риска неинфекционной заболеваемости, необходимо рассчитать управляемые доли входных параметров нейросетевой модели. Далее, уменьшив каждый реальный (текущий) на данный момент входной параметр в нейросетевой модели управления на долю управляемости, получим допустимый уровень. Далее допустимый уровень сравнивается с текущим уровнем.

Алгоритм

Не теряя общности, далее все рассуждения будем проводить для случая, когда имеются m управляющих факторов и один управляемый фактор.

Как можно действовать при построении нейронной сети как модели управления, если число кластеров неизвестно. Можно использовать следующий алгоритм, который назовем алгоритмом соотношения нейронов на скрытых слоях. Для построения нейронной сети можно изначально использовать два скрытых слоя. Предположим, что из каких-либо соображений, можно предположить, что имеем n классов. Первый скрытый слой может содержать количество нейронов равное целой части числа $[1,5n]$. Второй скрытый слой может содержать количество нейронов равное целой части числа $[0,75n]$.

В случае, если нейронная сеть не удовлетворяет наперед заданному условию (ошибка обобщения нейронной сети слишком велика), то можно применить пошаговое изменение количества нейронов (увеличение нейронов или уменьшение нейронов).

При увеличении нейронов на k -ом шаге построения нейросети можно брать на первом скрытом слое $[1,5n + 2k]$ нейронов, а на втором скрытом слое $[0,75n + k]$ нейронов.

При уменьшении нейронов на k -ом шаге построения нейросети можно брать на первом скрытом слое $[1,5n - 2k]$ нейронов, а на втором скрытом слое $[0,75n - k]$ нейронов.

Пошаговое изменение нейронов прекращается, когда ошибка нейросети

прекращает уменьшаться. При таком подходе достаточно быстро становится ясна приближительная архитектура нейронной сети оптимальной в некотором смысле (например, нейросеть с наименьшей средней ошибкой). Далее для улучшения нейронной сети можно применить алгоритм «тонкой настройки» нейронной сети, который состоит в том, что поочередно по одному добавляются и удаляются нейроны на первом и втором скрытых слоях.

Такой метод значительно облегчает процесс построения оптимальной нейронной сети как модели управления. В результате применения метода фиксируется нейронная сеть, которая имеет на первом скрытом слое некоторое число нейронов равное l_1 и на втором скрытом слое некоторое число нейронов равное l_2 .

Напомним, что все рассуждения проводились для случая, когда имеются m управляющих факторов и один управляемый фактор. Что делать, если имеются t управляемых факторов?

Пусть построены с помощью вышеописанного метода нейронные сети для m управляющих факторов и каждого из t управляемых факторов. То есть для i -ого управляемого фактора имеем оптимальные в некотором смысле нейронные сети с l_1^i нейронами на первом скрытом слое и с l_2^i нейронами на втором скрытом слое. Найдем $l = \max l_i^i$, где $i = \overline{1, t}$. Тогда следует применить пошаговую процедуру увеличения или уменьшения нейронов на скрытых слоях.

При увеличении нейронов на k -ом шаге будем строить нейронную сеть с $[l_1 + 0,1l_1k]$ нейронами на первом скрытом слое и с $[l_2 - 0,05l_2k]$ нейронами на втором скрытом слое.

При уменьшении нейронов на k -ом шаге будем строить нейронную сеть с $[l_1 - 0,1l_1k]$ нейронами на первом скрытом слое и с $[l_2 + 0,05l_2k]$ нейронами на втором скрытом слое.

Как и прежде, для улучшения нейронной сети можно применить алгоритм «тонкой настройки» нейронной сети.

Пример

В статье [8] авторы настоящей работы привели частный случай данного алгоритма, который существенно использовал число входных параметров нейросети, и представили в виде набора следующих процедур.

Пусть имеются m управляющих факторов.

Impact Factor:

ISRA (India) = 1.344	SIS (USA) = 0.912	ICV (Poland) = 6.630
ISI (Dubai, UAE) = 0.829	РИИЦ (Russia) = 0.207	PIF (India) = 1.940
GIF (Australia) = 0.564	ESJI (KZ) = 4.102	IBI (India) = 4.260
JIF = 1.500	SJIF (Morocco) = 2.031	

Процедура 1. На k -ом шаге построения нейросети использовать на первом скрытом слое $\lfloor 1,5m+2k \rfloor$ нейронов, а на втором скрытом слое $\lfloor 0,75m+k \rfloor$ нейронов.

Процедура 2. На k -ом шаге построения нейросети использовать на первом скрытом слое $\lfloor 1,5m-2k \rfloor$ нейронов, а на втором скрытом слое $\lfloor 0,75m-k \rfloor$ нейронов.

Процедуры прекращаются, когда ошибка нейросети прекращает уменьшаться. При таком подходе достаточно быстро становится ясна приближительная архитектура нейронной сети оптимальной в некотором смысле (например, нейросеть с наименьшей средней ошибкой). Далее для улучшения нейронной сети можно применить алгоритм «тонкой настройки» нейронной сети, который состоит в том, что поочередно по одному добавляются и удаляются нейроны на первом и втором скрытых слоях.

Пусть построены с помощью процедур описанных выше нейронные сети для m управляющих факторов и каждого из t управляемых факторов. То есть для i -ого управляемого фактора имеем оптимальные в некотором смысле нейронные сети с l_i нейронами на первом скрытом слое и с n_i нейронами на втором скрытом слое. Найдем $l = \max l_i$, где $i = \overline{1, t}$. Тогда следует применить пошаговую процедуру 3 или пошаговую процедуру 4.

Процедура 3. На k -ом шаге будем строить нейронную сеть с $\lfloor l+0,1lk \rfloor$ нейронами на первом скрытом слое и с $\lfloor n-0,05nk \rfloor$ нейронами на втором скрытом слое.

Процедура 4. На k -ом шаге будем строить нейронную сеть с $\lfloor l-0,1lk \rfloor$ нейронами на первом

скрытом слое и с $\lfloor n+0,05nk \rfloor$ нейронами на втором скрытом слое.

Как и прежде, для улучшения нейронной сети можно применить алгоритм «тонкой настройки» нейронной сети.

Заключение

Важным вопросом является вопрос о целесообразности построения единой модели управления с помощью нейронной сети для t управляемых факторов одновременно. Практические исследования авторов приводят к выводу о том, что целесообразность построения единой модели управления с помощью нейронной сети для t управляемых факторов очевидна, когда управляемые факторы взаимосвязаны между собой по смыслу.

Например, когда управляемые факторы в сумме составляют 100%. Результат прогнозирования одновременно для всех управляемых факторов лучше, чем результаты прогнозирования каждого отдельного фактора. Таким образом, при построении модели управления факторами, которые суммарно составляют 100%, модель управления с помощью нейронных сетей предпочтительнее строить одновременно для всех факторов.

Отметим, что в работах [9, 10] авторы настоящей статьи приводят методы, позволяющие при определенных условиях улучшить нейросети в смысле результирующей погрешности. Такие методы актуальны, если управляющая нейросетевая модель используется не только для управления, но и для прогноза управляемых факторов.

References:

1. Viner N. (1983) Kibernetika, ili upravlenie i svyaz v zhitvotnom i mashine. Moscow: Nauka, 344.
2. Gusev A.L. (2011). Upravlenie i procedury gruppovyh proverok. Saarbrucken (Germany): LAP LAMBERT Academic Publishing GmbH & Co. KG, 75.
3. Gusev A.L. (2012) Nepreryvnyj statisticheskij kontrol pri upravlenii. Los Angeles (USA): Createspace, 128.
4. Gusev A.L. (2012) Continuous Inspection with Memory. Statistics & Probability Letters. Vol. 82. pp. 303-307.
5. Fomichev A. N. (2015) Issledovanie sistem upravleniya: uchebnik. Izdatel'sko-torgovaya korporaciya «Dashkov i K°», 348.
6. Nikitin I. A., Culaya M. T. (2016) Processy analiza i upravleniya riskami v oblasti IT. Nacionalnyj Otkrytyj Universitet «INTUIT», 167.



Impact Factor:

ISRA (India) = 1.344	SIS (USA) = 0.912	ICV (Poland) = 6.630
ISI (Dubai, UAE) = 0.829	PIHHI (Russia) = 0.207	PIF (India) = 1.940
GIF (Australia) = 0.564	ESJI (KZ) = 4.102	IBI (India) = 4.260
JIF = 1.500	SJIF (Morocco) = 2.031	

7. Gusev A.L., Okunev A.A. (2017) Forecasting with incomplete set of factors determining the predicted factor. Neural network error extrapolation method. International Journal of Applied Mathematics and Statistics. No 5, Vol.56, pp.48-52.
8. Gusev A.L., Okunev A.A. (2018) Algoritmy i procedury postroeniya modeli upravleniya. Aktualnye voprosy sovremennoj nauki. No 1, Vol. 17, pp. 18-21.
9. Gusev A.L., Okunev A.A. (2017) Metody szhatiya informacionnogo prostranstva pri prognozirovanii v usloviyah nepolnoty informacii. Materialy HV Vserossijskoj nauchnoj konferencij «Nejrokompyutery i ih primeneniye». Moskva: 2017, pp. 190-191.
10. Gusev A.L., Okunev A.A. (2017) Metod ehkstrapolirovaniya oshibki nejroseti pri prognoze. Materialy HV Vserossijskoj nauchnoj konferencij «Nejrokompyutery i ih primeneniye». Moskva: 2017, pp. 192-193.

