

САМООРГАНИЗАЦИЯ МОДЕЛЕЙ СОЦИАЛЬНОГО РАЗВИТИЯ СТРАН ПО ДАННЫМ МОНИТОРИНГА

Ивахненко А.Г., Савченко Е.А., Ивахненко Г.А., Гергей Т., Надирадзе А.Б., Тоценко В.Г.

Абстракт

Данные социального развития стран мира по мониторингу индекса человеческого развития (Human development index monitoring), использованы для выбора группы двадцати стран, близких по социальным показателям к Украине и Венгрии. Моделирование выполнено для двух стран с целью обобщения результатов. Комбинаторный алгоритм МГУА с доопределением по смещению позволил найти зависимость ряда показателей развития стран от различных социальных и экономических факторов.

Введение

Мониторинг социального развития стран мира, выполняемый ЮНЕСКО, предусматривает измерение около 20 переменных для 173 стран мира. Данные собираются ежегодно и публикуются в интернете на сайте: www.undp.org. Здесь можно найти как аналоговые, так и временные ряды данных. По данным мониторинга можно получить модели, выражающие зависимость каждой выходной переменной от других аргументов-кандидатов, с целью выяснения причинно-следственных связей, а также для приближенного восстановления пропущенных данных наблюдения. Это можно сделать тремя способами.

1. Моделирование по временному ряду.
2. Моделирование по аналоговому ряду, называемое комплексирование аналогов [1,2].
3. Третий способ объединяет два предыдущих. Его можно назвать аналогово-временным моделированием.

Во всех трех случаях, модель получается по методу группового учета аргументов (МГУА) с доопределением по смещению. Аналоговое моделирование можно применять только для идентифицирующих моделей, в которых все переменные измеряются в одно и то же время в одном и том же году. Для самоорганизации прогнозирующих моделей требуется применить первый или третий способ, т.к. здесь требуется участие в модели будущих значений выходной переменной.

Все три способа предназначены для построения дважды-многорядной нейросети, в которой каждый нейрон представляет собой идентифицирующую или прогнозирующую модель, в зависимости от выбора выходной переменной. Основное правило построения нейросети состоит в том, что все переменные, указанные в выборке данных, по очереди, считаются выходными переменными. Таким образом, после каждого временного ряда нейронов, получается выборка данных, содержащая отфильтрованные от шума значения переменных.

Лет 10 тому назад мы были свидетелями того, с каким успехом повсеместно внедрялось слово «системный». Этот термин появился на обложках многих журналов и в названиях научных учреждений, несмотря на то, что примеры несистемного подхода трудно найти. Теперь же выясняется, что системный подход имеет следующий, крупный недостаток. Эксперт должен указать

выходную переменную и множество ее аргументов. Так, в экономических исследованиях в качестве выходной переменной был принят валовой продукт, в демографических исследованиях – рождаемость или смертность и т.п. Избавиться от указанного недостатка системного подхода позволяет новый, нейросетевой подход, при котором все переменные, указанные в выборке данных, считаются выходными по очереди и участие эксперта не требуется. Нейросетевой подход можно считать обобщением ряда вариантов системного подхода, соответственно числу выходных переменных. Данная работа находится в плане этого нового нейросетевого подхода.

МГУА можно рассматривать как ветвь дальнейшего развития прикладного регрессионного анализа [3]. Метод применяется для получения моделей, служащих для решения задач искусственного интеллекта интерполяционного типа, т.е. для распознавания образов, обнаружения закономерностей, идентификации объектов и пошагового прогноза случайных процессов. Метод является универсальным, т.к. все указанные задачи решаются по одному и тому же алгоритму. Метод основан на принципе индукции, т.к. находит искомые модели при помощи перебора множества моделей-кандидатов по целесообразно выбранным критериям. Первые работы появились в связи с открытием факта различия переборных характеристик, выражающих зависимость критерия ошибки моделей по данным одной выборки данных и по данным двух выборок данных, снятых на одном и том же объекте. Ошибка, снятая на одной выборке данных, называемая внутренним критерием точности, согласно законам регрессионного анализа, уменьшается или остается постоянной, с добавлением каждого нового регрессора. Действует закон: чем сложнее модель, тем она точнее. Учитывая, что добавление вторичных аргументов, например парных ковариаций первичных аргументов, позволяет неограниченно увеличивать число аргументов, сложность моделей-кандидатов можно увеличить до тех пор, когда будет достигнуто нулевое значение ошибки для всех строк выборки.

Такие очень точные модели, называемые предельными моделями, можно найти еще до перебора, априори. Предельные модели получаются в случае, когда условные и нормальные уравнения Гаусса совпадают. При этом число аргументов равно числу строк тестовой выборки данных, на которой рассчитывается ошибка модели.

Однако предельные модели с нулевой ошибкой никто не ищет по двум причинам:

1. оценки коэффициентов предельных моделей можно найти только без статистического усреднения;
2. предельные модели не обладают свойством обобщения на соседние выборки данных, которые хотя бы не много отличаются от исходной выборки.

Чтобы избежать этих недостатков, нужно при переборе остановиться на модели, которая значительно проще предельной модели. Разные авторы находят требуемое упрощение структуры по-разному. В работе [4] просто назначается пороговое значение модуля коэффициента корреляции аргументов с выходной переменной равным 0,3. После этого перебор моделей уже не требуется. В МГУА оптимальная модель соответствует минимуму внешнего критерия ошибки, который рассчитывается особым способом. Оценки коэффициентов полиномиальных моделей находятся по методу

наименьших квадратов (м.н.к.) на выборке А, а структура моделей, т.е. число слагаемых, находится по минимуму ошибки, рассчитанной на выборке В. Критерий, рассчитанный таким способом, называется внешним критерием ошибки.

Важным показателем качества модели служит ее смещение, по которому оценивается свойство обобщения модели. Смещение модели измеряется разностью коэффициентов или ошибок модели, полученной по данным выборки А и выборки В. В описанном алгоритме расчета внешнего критерия можно усмотреть учет ошибки и, кроме того, в неявной форме учет смещения модели. Критерий смещения в явной форме усиливает учет смещения.

Первые алгоритмы МГУА можно назвать интерполяционными, так как в них за счет использования интерполирующих свойств полиномов можно было пропускать опробование многих моделей, что ускоряло счет. В результате число первичных и вторичных аргументов, которые можно учесть за один час работы современного персонального компьютера, ориентировочно поднялось до 500. В 1972 году был предложен комбинаторный алгоритм МГУА [5,6], основанный на полном переборе всех моделей без пропуска. Время счета комбинаторного с добавлением одного аргумента удваивается. В результате этот алгоритм может за один час работы обработать выборку, содержащую не более 24 аргументов. Комбинаторный алгоритм, будучи основан на полном переборе, оказался судьей для интерполяционных алгоритмов МГУА. Во-первых, он не требует доказательства сходимости [7]. Во-вторых, оказалось, что основная идея поиска единственной оптимальной модели, которая ищется в итерационных алгоритмах, верна только при большой дисперсии помех. Практически более важной служит область малых помех, где в области минимума внешнего критерия образуется горизонтальный интервал неопределенности. Чем меньше дисперсия помех, тем больше моделей попадает в этот интервал. В случае, когда все переменные измеряются очень точно и без помех, положение минимума внешнего критерия определяется случайно. Здесь рано или поздно вступают в действие законы хаоса, так же как и в известной задаче подбрасывания монеты [8,9,10].

Дальнейшее развитие алгоритма состоит в том, что все эти модели, попавшие в интервал неопределенности, оцениваются по смещению, с тем, чтобы выбрать наименее смещенную модель, обладающую свойством обобщения на другие выборки данных. В этом и состоит доопределение модели по смещению.

Способы сокращения времени компьютерного счета.

Для увеличения числа аргументов, которые можно обработать за один час работы компьютера, аргументы ранжируются по модулю коэффициента корреляции с выходной величиной и делятся на несколько выборок. В каждой из них по комбинаторному алгоритму находятся эффективные аргументы, общее число которых не должно превысить 24 аргумента, с тем, чтобы можно было снова применить комбинаторный алгоритм и таким образом, начать построение дважды-многорядной нейросети [11].

В так называемых интерактивных системах, в сложных случаях получается ответ: «не знаю» и система вынуждена обращаться к эксперту. Можно заключить, что при некотором уровне сложности задач компьютер не применяется и следует вернуться к методу экспертных оценок.

Вместо обращения к эксперту система с расчетом смещения сама находит выход из положения «не знаю» и потому может быть названа системой самоорганизации моделей.

Данную работу можно рассматривать как дальнейшее развитие работ по комплексированию аналогов [1,2]. Комбинаторный алгоритм успешно работает как на строках временных рядов, так и на строках таблиц аналогов, а также при соединении тех и других строк в одну выборку данных.

Ниже комбинаторный алгоритм с доопределением по смещению применен для решения важной социально-экономической задачи. Поясним применяемые термины.

Интерполирующая модель применяется для восстановления пропущенных в выборке данных. Она может содержать как прошлые, текущие, и главное, будущие значения аргументов [12]. Идентифицирующая модель предназначена для описания текущего состояния объекта. Она содержит только текущие значения переменных. Прогнозирующая модель предназначена для пошагового прогноза случайных процессов. Она выражает зависимость будущих значений выходной переменной от текущих и прошлых значений выходной переменной от текущих и прошлых значений всех переменных. При времени упреждения прогноза, равном одному шагу дискретизации переменных, модель осуществляет краткосрочный, а при времени упреждения более десяти шагов – долгосрочный прогноз процессов.

Пример 1. Идентификация экономико-социальных закономерностей, действующих на Украине по комбинаторному алгоритму МГУА с доопределением по смещению.

По данным социального мониторинга составлена таблица 1, в которую включены данные 20 стран, наиболее близких по данным к Украине. Расстояние между странами измерялось по Евклиду в пространстве 20-ти переменных, указанных в исходной выборке.

$$L_{ij}^2 = (x_{1i} - x_{1j})^2 + (x_{2i} - x_{2j})^2 + \dots + (x_{18i} - x_{18j})^2.$$

Страны ранжированы по расстоянию от Украины и нормированы по данным этой страны. Первым аналогом или самой близкой к Украине оказался Эквадор, вторым – Венесуэла, затем Армения, Албания и т.д.

В таблице 1 представлены переменные, указанные в исходных материалах, а именно:

x_1 – ВВП; x_2 – индекс социального развития (ИСР); x_3 – индекс образования; x_4 – индекс продолжительности жизни; x_5 – продолжительность жизни; x_6 – уровень образования; x_7 – комбинированный показатель; x_8 – эффективность государственного управления; x_9 – права и законы; x_{10} – политическая стабильность; x_{11} – незаконные доходы; x_{12} – законность и порядок; x_{13} – голосование и отчетность; x_{14} – гражданские свободы; x_{15} – свобода прессы; x_{16} – ВВП - ИСР; x_{17} – политические права; x_{18} – экспертная оценка формы правления

Переменные ранжированы по модулю коэффициента корреляции с выходной величиной x_1 . Для получения модели применен комбинаторный алгоритм МГУА с доопределением по смещению, подробно описанный ранее [13]. В данном алгоритме применен перекрестный критерий смещения.

N	Страны	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	X ₉	X ₁₀	X ₁₁	X ₁₂	X ₁₃	X ₁₄	X ₁₅	X ₁₆	X ₁₇	X ₁₈
1	Украина	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
2	Эквадор	0,84	0,98	0,95	1,04	1,03	0,92	1,00	1,25	1,21	1,36	1,09	0,75	0,45	0,75	0,67	0,77	0,75	0,86
3	Венесуэла	1,52	1,03	0,90	1,11	1,07	0,93	0,84	1,08	1,29	0,56	0,66	0,50	1,10	1,25	0,57	0,45	0,75	1,00
4	Армения	0,67	1,01	1,00	1,11	1,07	0,99	1,04	1,37	0,56	1,42	0,89	0,75	0,71	1,00	0,98	1,86	1,00	0,71
5	Албания	0,92	0,98	0,87	1,11	1,07	0,85	0,92	1,19	1,13	1,02	0,67	0,50	-0,03	1,25	0,93	0,77	1,00	0,71
6	Грузия	0,70	1,00	0,97	1,11	1,07	1,00	0,91	0,96	0,68	1,69	0,77	0,75	0,23	1,00	0,88	1,55	1,00	0,71
7	Молдавия	0,55	0,94	0,98	0,96	0,98	0,99	0,94	1,47	0,67	0,49	0,92	1,25	-0,39	1,00	0,98	0,95	0,50	1,00
8	Парагвай	1,16	0,99	0,90	1,04	1,03	0,94	0,83	1,60	1,32	1,47	1,08	0,75	2,26	0,75	0,85	0,18	1,00	1,00
9	Россия	2,20	1,04	1,00	0,94	0,97	1,00	1,01	0,76	1,38	0,69	1,12	0,75	1,13	1,25	1,00	-0,09	1,25	1,00
10	Киргизстан	0,71	0,95	0,95	0,99	1,00	0,97	0,88	0,81	1,14	0,54	0,94	1,00	1,84	1,25	1,02	0,55	1,50	-0,43
11	Бангладеш	0,42	0,64	0,43	0,79	0,87	0,41	0,48	0,72	1,21	0,97	0,71	0,50	0,65	1,00	1,00	-0,23	0,75	0,86
12	Колумбия	1,64	1,03	0,92	1,07	1,05	0,92	0,95	0,51	1,22	2,31	0,43	0,25	1,32	1,00	1,00	0,18	1,00	1,00
13	Никарагуа	0,62	0,85	0,71	1,00	1,00	0,67	0,82	0,97	1,25	-0,53	0,89	1,00	0,19	0,75	0,67	0,18	0,75	1,14
14	Индонезия	0,80	0,91	0,86	0,96	0,97	0,87	0,84	0,67	1,38	2,64	1,12	0,50	1,29	1,00	0,78	0,05	0,75	1,00
15	Перу	1,26	1,00	0,95	1,01	1,01	0,90	1,04	0,47	0,84	0,39	0,04	0,75	-0,48	0,75	0,90	0,27	0,75	0,86
16	Гватемала	1,00	0,84	0,67	0,92	0,95	0,69	0,64	0,84	1,59	1,31	0,77	0,50	1,06	1,00	0,82	-0,86	0,75	1,14
17	Шри Ланка	0,93	0,99	0,91	1,10	1,06	0,92	0,91	0,59	0,49	2,76	0,00	0,75	0,74	1,00	1,23	0,86	0,75	0,71
18	Гондурас	0,64	0,85	0,76	0,94	0,96	0,75	0,79	0,77	1,68	-0,42	0,70	0,25	0,13	0,75	0,75	0,09	0,75	1,00
19	Боливия	0,64	0,87	0,87	0,86	0,92	0,86	0,91	0,63	0,65	1,03	0,80	0,75	-0,87	0,75	0,37	0,27	0,25	1,29
20	Азербайджан	0,77	0,99	0,96	1,08	1,05	0,97	0,92	1,27	1,24	1,19	1,17	1,00	2,26	1,25	1,27	1,09	1,50	-1,00

Таблица 1. Данные стран, аналогов Украины.

N	Страны	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	X ₉	X ₁₀	X ₁₁	X ₁₂	X ₁₃	X ₁₄	X ₁₅	X ₁₆	X ₁₇	X ₁₈
1	Венгрия	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
2	Чехия	1,13	1,02	0,96	1,08	1,05	0,95	0,86	0,97	0,84	0,99	0,48	1,25	0,87	1,00	0,86	0,75	1,00	1,00
3	Греция	1,33	1,06	0,99	1,16	1,10	0,98	1,00	1,08	0,82	1,05	1,12	0,75	0,94	1,50	1,07	1,25	1,00	1,00
4	Эстония	0,81	0,99	1,02	0,99	0,99	1,01	1,06	1,43	1,03	0,97	1,12	1,00	0,79	1,00	0,71	0,75	1,00	0,60
5	Словакия	0,91	1,00	0,98	1,04	1,03	1,01	0,94	0,38	0,47	0,83	0,35	1,00	0,83	1,00	0,93	1,25	1,00	0,90
6	Уругвай	0,73	1,00	0,99	1,06	1,04	0,98	0,98	1,02	0,83	1,40	1,09	0,63	0,91	0,50	1,07	1,75	1,00	1,00
7	Коста Рика	0,70	0,98	0,92	1,12	1,07	0,96	0,83	1,23	0,80	1,44	1,34	1,00	1,15	1,00	0,57	1,75	1,00	1,00
8	Польша	0,73	1,00	1,01	1,05	1,03	1,00	1,04	0,45	0,72	0,92	0,66	1,00	1,02	1,00	0,68	2,00	1,00	0,90
9	Словения	1,39	1,05	1,01	1,09	1,06	0,93	1,19	1,52	1,24	1,88	1,86	1,25	1,19	0,50	0,61	0,25	1,00	1,00
10	Тринидад	0,72	0,96	0,90	1,06	1,04	0,94	0,80	1,03	0,54	0,36	0,75	1,00	0,51	1,00	1,00	0,75	2,00	1,00
11	Италия	1,90	1,09	1,01	1,16	1,10	0,99	1,04	1,13	0,95	1,09	0,97	1,50	0,92	1,00	0,96	-0,13	1,00	1,00
12	Корея	1,40	1,06	1,02	1,08	1,05	0,98	1,11	0,73	0,72	0,67	0,57	1,00	0,82	1,00	0,96	0,13	2,00	0,80
13	Латвия	0,57	0,96	1,00	0,99	0,99	1,01	1,01	0,37	0,47	0,67	-0,05	1,25	0,68	1,00	0,86	1,63	1,00	0,80
14	Литва	0,57	0,97	1,00	1,01	1,01	1,00	0,99	0,43	0,38	0,39	0,31	1,00	0,84	1,00	0,71	2,00	1,00	1,00
15	Португалия	1,39	1,05	1,01	1,09	1,06	0,93	1,19	1,52	1,24	1,88	1,86	1,25	1,19	0,50	0,61	0,25	1,00	1,00
16	Франция	1,95	1,11	1,04	1,16	1,10	1,00	1,16	2,07	1,61	1,39	1,77	1,25	0,93	1,00	0,75	0,75	1,00	0,90
17	Аргентина	1,00	1,01	0,99	1,05	1,03	0,97	1,02	0,30	0,29	0,73	-0,55	1,00	0,48	1,00	1,18	1,25	1,00	0,80
18	Чили	0,76	1,00	0,97	1,09	1,06	0,96	0,96	1,88	1,57	1,16	2,15	1,25	0,53	1,00	0,96	1,50	2,00	0,90
19	Кипр	1,68	1,06	0,95	1,14	1,09	0,98	0,84	1,52	1,26	0,64	1,91	1,25	1,08	0,50	0,64	-0,50	1,00	1,00
20	Бельгия	2,19	1,12	1,06	1,16	1,10	1,00	1,35	2,15	1,76	1,16	1,62	1,25	1,04	1,00	0,32	0,63	1,00	1,00

Таблица 2. Данные стран, аналогов Венгрии

В результате получена следующая, оптимальная по критерию ошибки и критерию смещения полиномиальная модель:

$$x_1 = -3,1499 + 18,140 x_2 - 8,0833 x_3 - 9,6143 x_4 + 3,5466 x_5 + 0,067 x_{16} + 0,2384 x_{17} - 0,01567 x_{19}.$$

Комбинаторный алгоритм в качестве аргументов выбрал следующие переменные: $x_2, x_3, x_4, x_5, x_{16}, x_{17}, x_{19}$. Показатели модели следующие: критерий ошибки $ER = 0,0092$; критерий смещения $BS = 0,0000209$.

Полученная модель содержит только первичные аргументы. Для дальнейшего уменьшения ошибки и смещения поданы на компьютерный перебор еще и парные ковариации эффективных аргументов.

С учетом вторичных аргументов (ковариаций) получена следующая модель:

$$x_1 = -2.259 - 4.181x_2 + 7.8412 x_5 - 11.990 x_8 + 24.128 x_2x_3 + 5.938 x_2x_5 - 13.592 x_2x_8 + + 6.764 x_3 x_4 + 5.094 x_3x_5 - 14.561 x_3x_8 - 2.0366 x_5x_6.$$

Показатели модели: $ER = 0,489E-02$; $BS = 0,0011387$; $MCC = 0,980$. На рис.1 показан процесс прогноза по указанным в статье моделям.

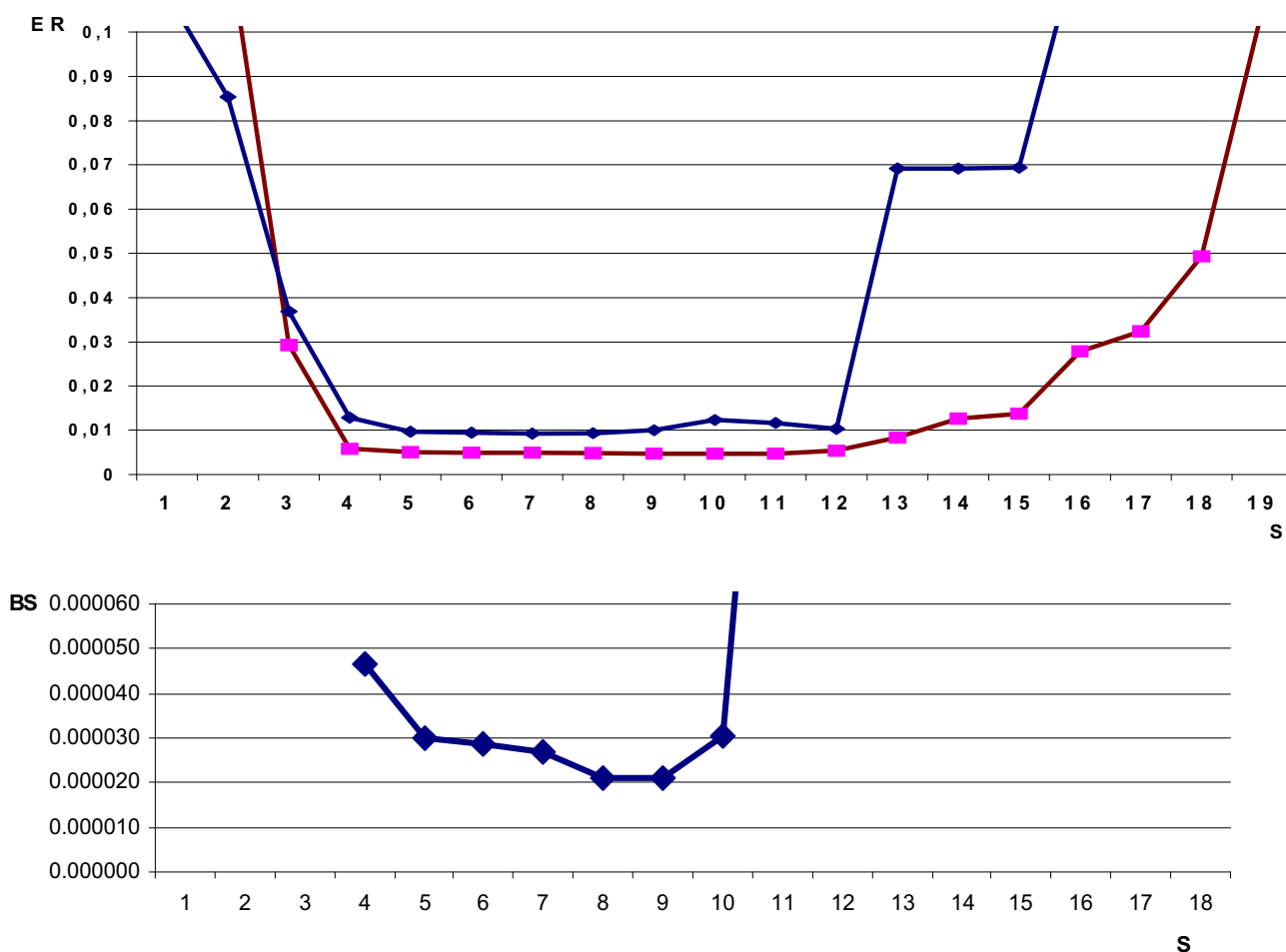


Рис.1. Доопределение модели по критерию смещения.

Пример 2. Идентификация экономико-социальных закономерностей, действующих в Венгрии.

Аналогично описанной выше таблице 1, составлена таблица 2, где представлены нормированные данные 18-ти стран, аналогов Венгрии. Наиболее близкой в пространстве аргументов к Венгрии оказалась

Действуя по описанному выше алгоритму, по комбинаторному алгоритму МГУА с доопределением по смещению, получены следующие идентификационные модели.

Модель с выбором эффективных первичных аргументов:

$$y = x_1 = -2,8565 + 13,9284 x_2 - 2,8964 x_3 + 4,0827 x_4 - 11,1973 x_5 + 0,2040 x_9 - 0,15421 x_6 - 0,1829 x_{11} - 0,1358 x_{14} - 0,0659 x_{17} + 0,2866 x_{18}.$$

Показатели модели: ER = 0,0006448, BS=8,75611E-06;

Модель с учетом вторичных аргументов – парных ковариаций первичных:

$$y = x_1 = -5.233 + 13.280 x_2 - 4.723 x_3 - 2.60 x_4 + 0.465 X x_3x_4 + 0.094 x_4x_5 - 0.18 x_3x_{11} - 0.114 x_6x_{11}.$$

Показатели модели: ER = 0.194E-03; BS = 0,00235.

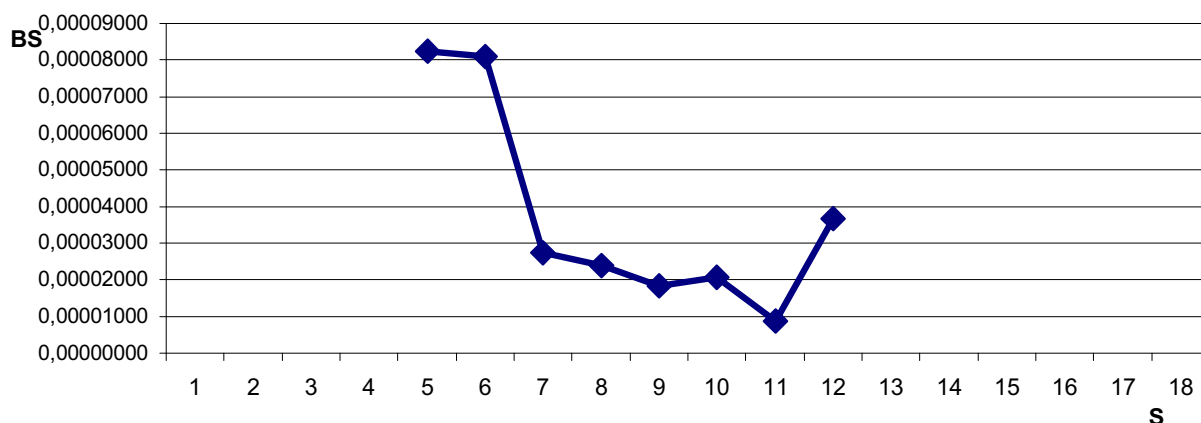
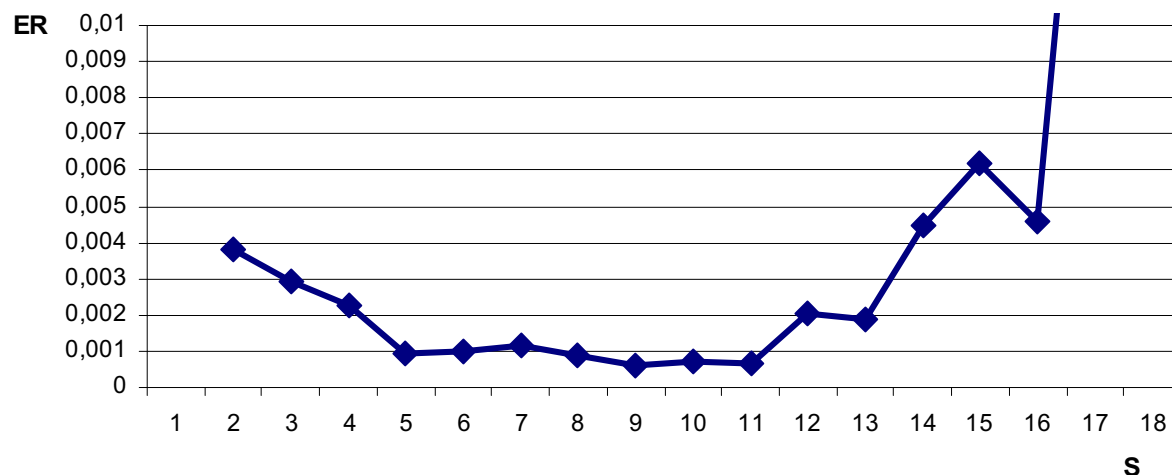


Рис.2. Доопределение по критерию смещения по данным Венгрии.

На рис.2. показана зависимость точности от сложности моделей и доопределение модели по критерию смещения.

Пример 3. Идентификация моделей для социальных переменных на примере модели коррупции.

Все переменные, указанные в каждой их таблиц, взаимосвязаны. Поэтому каждую из них можно считать выходной переменной, и для каждой страны получить 18 идентификационных моделей. Покажем это на примере моделирования переменной x_{18} . Получены следующие модели:

$$\text{Для Украины: } y = x_{18} = 13.984 x_2 - 6.733 x_3 - 7.810 x_4 + 4.754 x_5 + 0.759 x_6.$$

Показатели модели: ER = 0.293E-01; BS = 0,00463; MCC = 0.971.

$$\text{Для Венгрии: } y = x_{18} = -28.015 - 1.484 x_1 - 23.762 x_4 + 49.033 x_5 + 3.935 x_6 + 1.661 x_{10} + 0.0325 x_{16} - \\ - 0.270 x_{17} - 0.377 x_{18}.$$

Показатели модели: ER = 0.335E-02; BS = 0,00567; MCC = 0.973.

Анализ аргументов и их сравнение требует дополнительного исследования.

Уменьшение смещения моделей при помощи построения дважды-многорядной нейросети

Полученные выше модели могут быть примерами получения 20-ти моделей для каждой из страны, выходными переменными которых служат величины мониторинга социального развития стран. Полученные таким образом одиночные модели могут быть использованы для анализа причинно-следственных связей только в случае, когда критерий смещения достаточно мал, т.е. когда модели обладают свойством обобщения на другие выборки данных. Для анализа причинно-следственных связей желательно располагать несмещенными моделями. Уменьшение смещения моделей можно добиться путем построения дважды-многорядной нейросети [11]. Одиночные модели, получение которых рассмотрено выше, служат нейронами первого ряда нейросети. Нарращивание рядов продолжается до тех пор, пока смещение интересующих нас моделей, снижается. Схема дважды-многорядной нейронной сети для выбора модели с наименьшим смещением показана на рис.3.

Экспресс-прогноз экономико-социальных показателей по данным одного года мониторинга нескольких стран-аналогов Украины

Информация об изменении всех переменных, участвующих в прогнозе, за один год мониторинга для нескольких аналогов, может заменить собой информацию, содержащуюся в временном ряду, составленном для выходной переменной. Покажем пример прогноза ВВП Украины по данным одного ряда мониторинга десяти стран-аналогов Украины.

$$y = x_1 = 0.758 + 1.014 x_2 - 0.310 x_4 - 0.558 x_5 + 0.01 x_{11}.$$

Показатели ее точности: ER = 0.129E-03; MCC = 0.998; BS = 0,00473.

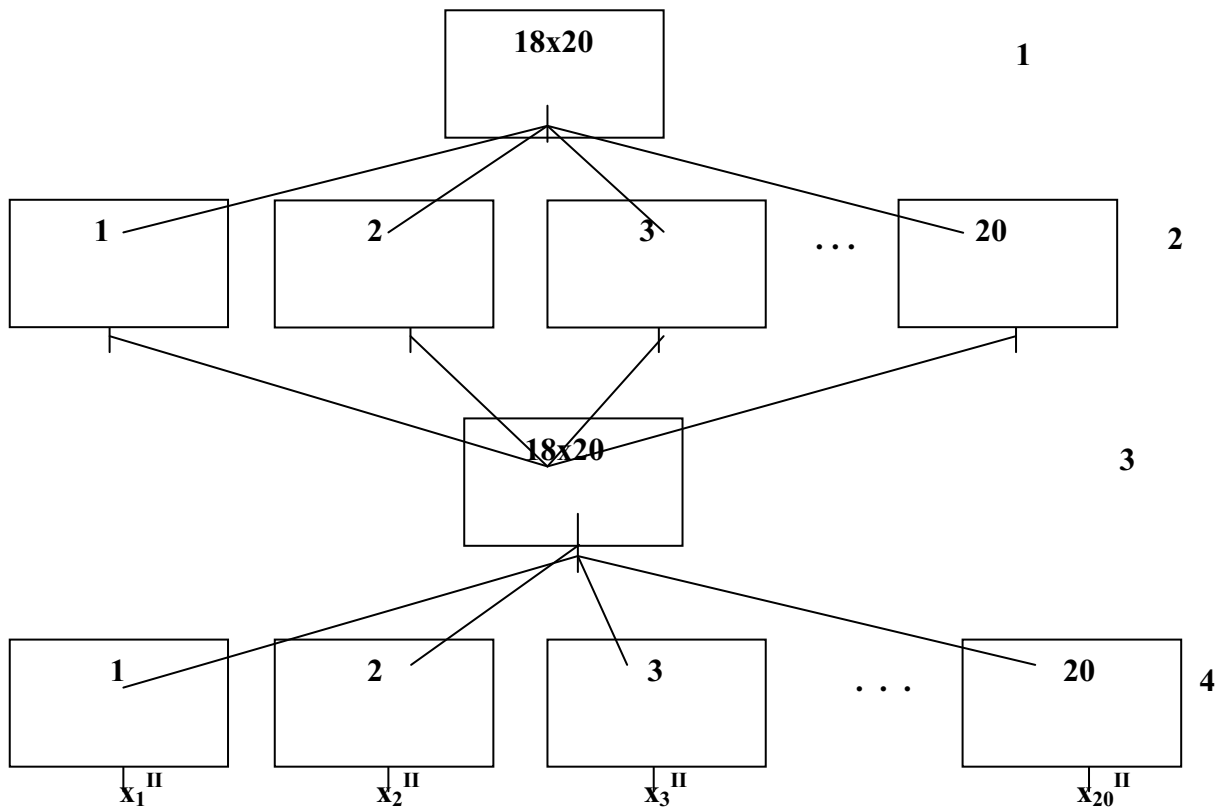


Рис.3 Схема дважды-многоуровневой нейронной сети для выбора модели с наименьшим смещением.

- 1 – исходная выборка данных мониторинга;
- 2 – первый ряд нейронов;
- 3 – выборка отфильтрованных данных;
- 4 – второй ряд нейронов с уменьшенным смещением.

Литература

1. Ивахненко А.Г., Богаченко Н.Н., Ли Тянь Мин. Этапы оптимизации алгоритма прогнозирования случайных процессов с помощью комплексирования аналогов // *Проблемы управления и информатики*, 4,1997, с.111-118.
2. J.-A. Muller , F. Lemke. Self-Organizing Data Mining. Dresden, Berlin 2000,
3. Дрейпер Н., Смит Г. Прикладной регрессионный анализ. - М.: Статистика, 1973.-392 с.
4. Круг Г.М., Круг О.Ю. Математический метод классификации древней керамики // Труды института археологии АН СССР. – Москва: Наука, 1965.-с.317 –323.
5. Ivakhnenko A.G.. Polynomial Theory of Complex Systems // *IEEE TRANSACTIONS, MAN, AND CYBERNETICS* Vol. SMC-1, № 4, October 1971, pp. 364-378.
6. Ивахненко А.Г., Степашко В.С. Помехоустойчивость моделирования. Киев: Наукова думка, 1985, 215 с.
7. Ивахненко А.Г., Юрачковский Ю.П. Моделирование сложных систем по экспериментальным данным. - М.: Радио и связь, 1987, - 120 с.
8. Феллер М.М. Теория вероятности. 1970. М.: Наука–250 с.
9. Iasemidis L.D. and Sackellares J.C. Chaos Theory and Epilepsy // *The Neuroscientist*, vol. 2, №2, 1996, pp.118-126.
10. Elbert T., Ray W. J., Kowalik Z. J., Skinner J. E., Graf K.E., and Birbaumer N. Chaos and Physiology: Deterministic Chaos in Excitable Cell Assemblies // *American Physiological Society*, Vol. 74, №1, January 1994, pp. 1-47.
11. Ивахненко А.Г., Ивахненко Г.А., Савченко Е.А., Гергей Т. Самоорганизация дважды-многорядных нейронных сетей для фильтрации помех и оценки неизвестных факторов.// *Нейрокомпьютеры: разработка, применение*, №12, 2001, с. 10-16.
12. Ивахненко А.Г., Ивахненко Г.А., Савченко Е.А., Гергей Т. Применение алгоритмов метода группового учета аргументов для восстановления пропущенных данных и прогноза уровня глюкозы в крови при надомном мониторинге диабета // *Проблемы управления и информатики* №3, 2002, с. 123 – 133.
13. Ivakhnenko A.G., , Ivakhnenko G.A., Savchenko E.A GMDH Algorithm for Optimal Model Choice by the External Error Criterion with the Extension of Definition by Model Bias and Its Applications to the Committees and Neural Networks // *Pattern Recognition and Image Analysis*, Vol. 12, № 4, 2002, pp.347-353.