

5 років, що задовольняє запити внутрішнього ринку й конкурентноспроможний у своєму класі на зовнішньому ринку, - це була базова модель; на основі базової моделі проектували, розробляли і впроваджували щорічно нові моделі.

Найсвіжіший приклад усвідомленого впровадження нововведень у своє виробництво демонструє фірма «Пуморі - інструмент» (м. Єкатеринбург). Ви-кори-стовуючи технологію американської фірми «Helisys» з тривимірного моделювання об'єктів будь-якої складності, фірма «Пуморі - інструмент» після успішного трирічного просування на ринку країн СНД свого інструменту починає освоювати ринок оперативної технологічної підготовки виробництва.

Втілення ідей у макети за методом пошарового виготовлення об'єктів (LOM) пришвидшує цикли розроблення виробу й просування товару на ринок.

Методика LOM надає інженерам і дизайнерам свободу творчості під час створення дешевих тривимірних моделей. LOM-компоненти дуже зручні під час розв'язання різноманітних прикладних задач, що потребують оцінки форми деталей і перевірки складання виробів, тому що всі зміни можна внести на комп'ютері в САД-креслення до початку виробництва. САД-дані надходять потім у систему управління LOM-процесом, де, за допомогою спеціального програмного забезпечення, створюють поперечні перетини деталі. Промінь лазера вирізує контур перетину на верхньому прошарку, а потім розрізає ділянки зайвого матеріалу для наступного видалення. Новий прошарок з'єднують з попереднім і створюють новий поперечний перетин, який потім також вирізають. Після того як усі прошарки будуть виготовлені, надлишковий матеріал видалять вручну.

Висновок. Таким чином, підвищуючи ефективність і продуктивність свого виробництва, LOM дає всі переваги для створення конкурентноспроможної продукції відповідно до потреб сучасного ринку.

Представлено дослідження, яке виконано в межах виконання НДР: "Розробка стратегії оновлення виробничого потенціалу в промисловості (номер ДР 0102U005670), "Техніко-економічне обґрунтування впровадження нової технології виробництва клейкої пакувальної стрічки" (номер ДР 0105U005670).

Джерела та література

1. Запоточний І.В., Захарченко В.І. Державне регулювання регіональної економіки. – Харків: Одиссей. – 2003. – 592с.
2. Захарченко В.И. Инновационный процесс на машиностроительном предприятии в условиях перехода к рынку. – Москва: Стар. -1993. – 128с.
3. Захарченко В. И., Меркулов Н.Н. Инновационная система региона. – Одесса: Наука и техника. – 2005. – 116с.

Зборовская О.М.

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ВЕЛИЧИНЫ ОБОРОТНОГО КАПИТАЛА ПРЕДПРИЯТИЯ С ИНОСТРАННЫМИ ИНВЕСТИЦИЯМИ

Постановка задачи

Анализ финансовых состояний различных предприятий на основе экономико-математического моделирования дает возможность проследить закономерности движения оборотных средств для предприятий с разной отраслевой принадлежностью и с разным уровнем обеспеченности оборотным капиталом, что в свою очередь обеспечивает рациональное управление оборотными средствами в условиях ограниченности ресурсов.

Вопросам экономико-математического моделирования посвящены работы ряда экономистов [1-3,6]. Проанализировав литературные источники, автор при разработке оптимальной экономико – математической модели управления оборотным капиталом предлагает воспользоваться методом группового учета аргументов (МГУА). Автором метода является член-корреспондент Академии наук Украины, д.т.н., профессор Алексей Григорьевич Ивахненко [4,5].

Целью исследования является описание разработанного программного продукта, который позволяет строить адекватную математическую модель, определяющую зависимость оборотного капитала предприятия с иностранными инвестициями от других микроэкономических показателей.

Задачи статьи: 1) описание сущности метода группового учета аргументов; 2) проведение анализа полученных результатов.

Результаты

Приведем описание метода группового учета аргументов. Этот метод использует идеи самоорганизации и механизмы живой природы – скрещивание (гибридизацию) и селекцию (отбор) и позволяет отыскать функциональную зависимость F между входными x_1, x_2, \dots, x_n и выходным y параметрами по результатам наблюдений (рис.1). Причем даже структура модели $F(x)$ неизвестна.

Пусть имеется выборка из N наблюдений:

$$\begin{aligned} &\{x(1) \quad y(1)\} \\ &\{x(2) \quad y(2)\} \\ &\dots\dots\dots \\ &\{x(N) \quad y(N)\} \end{aligned} \quad (1)$$

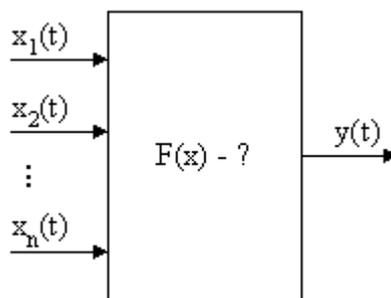


Рис. 1. Результат метода группового учета аргументов

Здесь $X(i)=(x_1^i, x_2^i, \dots, x_n^i)$ – значения исходных факторов при i -ом наблюдении. Наиболее полная зависимость между входами $X(i)$ и выходами $Y(i)$ может быть представлена с помощью обобщенного полинома Колмогорова-Габора:

$$Y = a_0 + \sum_{i=1}^N a_i x_i + \sum_{j=1}^N \sum_{i \leq j} a_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^N \sum_{j \leq i} \sum_{k \leq j} a_{ijk} x_i x_j x_k + \dots \tag{2}$$

где все коэффициенты a не известны.

При построении модели (при определении значений коэффициентов) в качестве критерия используется критерий регулярности (точности):

$$\overline{\varepsilon^2} = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N (y_i - f(x_i))^2 \tag{3}$$

Требуется отыскать такие значения параметров модели a , при которых

$$\overline{\varepsilon^2} \rightarrow \min \tag{4}$$

Принцип множественности моделей: существует множество моделей на данной выборке, обеспечивающих нулевую ошибку (достаточно повышать степень полинома модели). Т.е. если имеется N узлов интерполяции, то можно построить целое семейство моделей, каждая из которых при прохождении через экспериментальные точки будет давать нулевую ошибку

$$\overline{\varepsilon^2} = 0 \tag{5}$$

Обычно степень нелинейности берут не выше $n-1$, если n - количество точек выборки.

Обозначим S – сложность модели (определяется числом членов полинома Колмогорова-Габора).

Значение ошибки $\overline{\varepsilon^2}$ зависит от сложности модели. Причем по мере роста сложности сначала ошибка будет падать, а затем расти. Требуется выбрать такую оптимальную сложность, при которой ошибка будет минимальна. Кроме того, если учитывать действие помех, то можно выделить следующие моменты:

1. При различном уровне помех зависимость $\overline{\varepsilon^2}$ от сложности S будет изменяться, сохраняя при этом общую направленность (имеется ввиду, что с ростом сложности она сначала будет уменьшаться, а затем – возрастать).

2. При увеличении уровня помех величина $\min_S \overline{\varepsilon^2}$ будет расти.

3. С ростом уровня помех, $S_0 = \arg \min_S \overline{\varepsilon^2}$ будет уменьшаться (оптимальное значение сложности будет смещаться влево, рис. 2). Причем $\overline{\varepsilon^2}(S_0) > 0$ если уровень помех не нулевой.

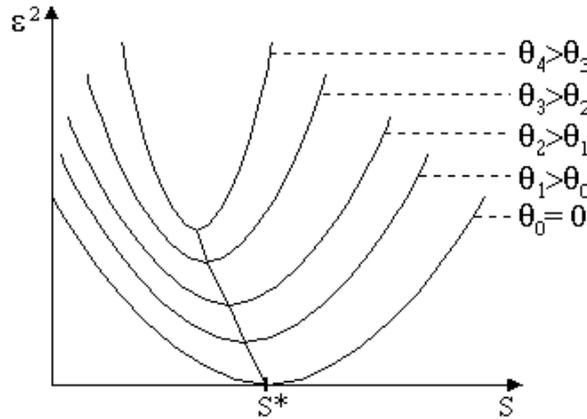


Рис.2. Зависимость ошибки аппроксимации от сложности модели

Теорема неполноты Гёделя: В любой формальной логической системе имеется ряд утверждений и теорем, которые нельзя ни опровергнуть, ни доказать, оставаясь в рамках этой системы аксиом.

В данном случае эта теорема означает, что выборка всегда неполна.

Один из способов преодоления этой неполноты – принцип внешнего дополнения. В качестве внешнего дополнения используется дополнительная выборка (проверочная), точки которой не использовались при обучении системы (т.е. при поиске оценочных значений коэффициентов полинома Колмогорова-Габова).

Поиск наилучшей модели осуществляется таким образом:

- Вся выборка делится на обучающую и проверочную: $N_{\text{выб}} = N_{\text{обуч}} + N_{\text{пров}}$
- На обучающей выборке $N_{\text{обуч}}$ определяются значения $\hat{a}_0, \hat{a}_i, \hat{a}_{ij}$.
- На проверочной выборке $N_{\text{пров}}$ отбираются лучшие модели.

Описание алгоритма

Первая итерация

Шаг 1. Из множества выходов $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ выбираются пары аргументов X_i, X_j и составляются частные описания вида

$$Y_k^{(1)} = \varphi(X_i, X_j), i \neq j, i, j = \overline{1, N} \quad (6)$$

при этом используются частные описания квадратичного типа:

$$Y_k^{(1)} = a_0 + a_i X_i + a_j X_j + a_{ij} X_i X_j + a_{ii} X_i^2 + a_{jj} X_j^2 \quad (7)$$

Число частных описаний 1-го ряда равно $M = n(n-1)/2$.

Шаг 2. Используя метод наименьших квадратов (МНК) для каждого описания находятся по обучающей выборке оценки неизвестных коэффициентов $\hat{a}_0, \hat{a}_i, \hat{a}_j, \hat{a}_{ij}, \hat{a}_{ii}, \hat{a}_{jj}$.

Шаг 3. По критерию минимума $\bar{\varepsilon}^2$ на проверочной последовательности отбирается F_1

лучших моделей, т.е. реализуют процедуру селекции. Величина F_1 называется свободой выбора, при этом $F_1 < M$. Выходы этих моделей служат аргументами-входами для конструирования моделей второго ряда.

$$\bar{\varepsilon}^2(0) = \min_k \bar{\varepsilon}_k^2(0)$$

Шаг 4. Находится

m-ая итерация

Шаг 1.

Конструируются частные описания вида:

$$Y_k^{(m)} = a_0^{(m)} + a_i^{(m)} X_i + a_j^{(m)} X_j + a_{ij}^{(m)} X_i X_j + a_{ii}^{(m)} X_i^2 + a_{jj}^{(m)} X_j^2, k = 1..F_1(F_1-1)/2 \quad (8)$$

Шаг 2. Для каждого описания, используя МНК, находятся соответствующие оценки $\hat{a}_0^{(m)}, \hat{a}_i^{(m)}, \hat{a}_j^{(m)}, \hat{a}_{ij}^{(m)}, \hat{a}_{ii}^{(m)}, \hat{a}_{jj}^{(m)}$.

Шаг 3. По проверочной последовательности находятся для каждого частного описания к величина критерия

$$\bar{\varepsilon}_k^2(m) = \frac{1}{N_{\text{пр}}} \sum_{i=1}^{N_{\text{пр}}} (Y_i - Y_{ki}^{(m)})^2 \quad (9)$$

где $N_{\text{пр}}$ - объем проверочной выборки.

Шаг 4. Вычисляется $\bar{\varepsilon}^2(m) = \min_k \bar{\varepsilon}_k^2(m)$. Проверяется условие $\bar{\varepsilon}^2(m) > \bar{\varepsilon}^2(m-1)$, где $\bar{\varepsilon}^2(m), \bar{\varepsilon}^2(m-1)$ - величины критерия точности для наилучших моделей (m-1)-го и m-го ряда селекции соответственно. Если да, то конец. Искомая модель выбирается из частных описаний m-го уровня, на котором достигается минимальная ошибка $\bar{\varepsilon}^2(m-1)$. Иначе переход к конструированию следующего ряда частных описаний, при этом производится отбор (селекция) F_2 лучших описаний.

Заключительный этап. Двигаясь от конца к началу и делая последовательную замену переменных, вычисляются выражения для искомой модели в исходном пространстве описаний.

В качестве экспериментальных данных были взяты финансово-экономические показатели за период с января 1998 года по декабрь 2004 года по Закрытому акционерному обществу «Днепропетровский масло-экстракционный завод «Олейна». Капитал данного предприятия сформирован с участием иностранного капитала. На оборотный капитал предприятия с иностранными инвестициями влияют такие микроэкономические факторы, как:

- \dot{U} величина основных средств предприятия (x1);
- \dot{U} объем производства (x2);
- \dot{U} затраты на производство реализуемого объема продукции (x3);
- \dot{U} величина полученного финансового результата (x4);
- \dot{U} величина собственного капитала предприятия (x5);
- \dot{U} величина собственного оборотного капитала (x6);
- \dot{U} кредиторская задолженность (x7).

На рис.3 приведены результаты построения модели с квадратичной опорной функцией вида

$$A_{00} + A_{01} \cdot x_1 + A_{02} \cdot x_2 + A_{12} \cdot x_1 \cdot x_2$$

и различными объемами обучающей и проверочной выборок.

Модель прогноза имеет вид:

$$\begin{aligned} & 2,543001 + 1,251916 \cdot x_6^2 + 0,290404 \cdot x_6 x_{12} + 0,001978 \cdot x_1^2 + 0,018901 \cdot x_1 x_6 + 0,026448 \cdot x_6^4 + \\ & + 0,069067 \cdot x_6^3 x_{12} + 0,024024 \cdot x_6^2 x_{12}^2 + 0,007946 \cdot x_1 x_6^2 + 0,001631 \cdot x_1 x_{12} + 0,000218 \cdot x_1^2 x_6 x_{12} + \\ & + 0,001322 \cdot x_1 x_6^2 x_{12} + 0,000113 \cdot x_1 x_{12}^2 + 5,988685 \cdot x_1 x_6 x_{12}^2 + 5,962365 \cdot x_1^3 x_6 + 0,086859 \cdot x_{15} + \\ & + 0,000618 \cdot x_{12}^3 + 1,981465 \cdot x_{12}^4 + 0,166181 \cdot x_6^2 x_{15} + 0,004761 \cdot x_6 x_{15}^2 + 0,021663 \cdot x_6 x_{12} x_{15} + \\ & + 0,000408 \cdot x_{12} x_{15}^2 + 0,002495 \cdot x_6^2 x_{15}^2 + 0,000305 \cdot x_6 x_{12}^2 x_{15} + 2,750355 \cdot x_{12}^2 x_{15}^2 + \\ & + 0,000521 \cdot x_6 x_{15}^3 + 0,000189 \cdot x_1 x_6^4 + 0,000724 \cdot x_6^4 x_{12}^2 + 7,027005 \cdot x_6^2 x_{12}^3 + 2,663105 \cdot x_6 x_{12}^4 + \\ & + 0,004047 \cdot x_6^4 x_{15} + 0,008955 \cdot x_6^3 x_{12} x_{15} + 0,000149 \cdot x_6^2 x_{12} x_{15}^2 + 0,000581 \cdot x_6^2 x_{12}^2 x_{15} + \\ & + 2,089095 \cdot x_6 x_{12}^2 x_{15}^2 + 1,345485 \cdot x_{12}^3 x_{15} + 1,162365 \cdot x_{12} x_{15}^3 + 4,512145 \cdot x_6^6 + 0,000334 \cdot x_6^5 x_{12} + \\ & + 0,000376 \cdot x_6^3 x_{12}^3 + 0,000227 \cdot x_6^4 x_{15}^2 + 0,000213 \cdot x_6^3 x_{12} x_{15}^2 + 3,678255 \cdot x_6^2 x_{12}^3 x_{15} + \\ & + 3,447085 \cdot x_6^2 x_{12} x_{15}^3 + 0,000397 \cdot x_1 x_6 x_{15} + 2,599605 \cdot x_1 x_{15}^2 + 3,223425 \cdot x_1 x_6^2 x_{15} + \\ & + 1,200305 \cdot x_1 x_{12} x_{15} + 3,942445 \cdot x_1 x_6^2 x_{12} x_{15} + 2,053845 \cdot x_1^2 x_{15} + 3,543775 \cdot x_1 x_6^3 x_{12}^2 + \\ & + 3,847715 \cdot x_6^5 x_{12} x_{15} + 7,192535 \cdot x_6^4 x_{12}^2 x_{15} + 1,280725 \cdot x_1 x_6^4 x_{15} \end{aligned}$$

Исходя из полученных данных можно утверждать, что модель имеет достаточно высокое качество, она близка к реальным данным как на обучающей, так и на тестовой последовательности. Причем качественные показатели полученной модели на тестовой последовательности не ниже аналогичных показателей для обучающей последовательности.

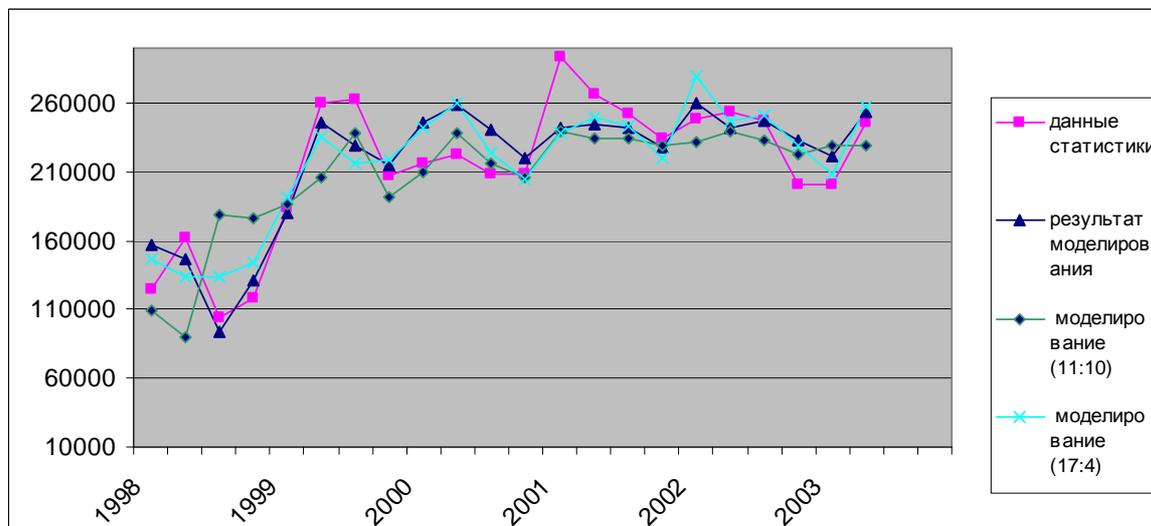


Рис. 3. Результат моделирования по предприятию ЗАО ДМЗ «Олейна»

В таблице 1 приведены данные статистики а также результаты структурной идентификации на окне прогнозирования размером в 21 точек, из которых на обучающую и на проверочную выборку было выделено соответственно: 15 и 6; 11 и 10; 17 и 4. При идентификации на следующий этап синтеза передавалось 7 лучших моделей текущего этапа. В последнем столбце таблицы рассчитана средняя относительная ошибка вычислений. При свертывании этой модели было учтено, что полином может иметь достаточно большое количество членов, и большинство из них близки к нулю, поэтому для упрощения данной модели была применена процедура "фильтрации" членов, влияние которых незначительно. Последняя строка таблицы содержит прогнозируемое значение оборотного капитала на ближайший период, полученное на основе построенной модели. Средняя относительная ошибка прогноза, как видим, составляет 9%. Таким образом, краткосрочный прогноз величины оборотного капитала, полученный в результате эксперимента, имеет достаточно неплохое качество, что свидетельствует о возможности успешного применения модели, полученной при помощи МГУА, в задачах прогнозирования макроэкономических показателей.

Таблица 1. Исходные данные и результаты моделирования по предприятию ЗАО ДМЗ «Олейна»

год	данные статистики	моделирование (15:6)	моделирование (11:10)	моделирование (17:4)	Отклонение (%)
1998	124543	157070	108855	146983	34,14
	162602	146273	89412	133827	49,40
	104076	93684	179096	133609	78,11
	118034	131614	176046	143530	54,90
1999	184324	179743	187092	191842	5,01
	260431	245443	206167	235984	23,57
	262054	229601	238228	216255	23,27
	206724	215513	191941	219172	10,27
2000	216847	245271	209998	241967	17,78
	222141	258677	237590	260442	24,82
	208320	240278	215928	223975	17,47
	208007	220544	206110	204114	6,38
2001	293424	241554	238871	237905	31,88
	267117	245186	233646	249540	16,36
	251712	241636	234611	242887	8,63
	234247	227823	229063	219723	7,13
2002	248346	260149	231556	279212	14,93
	253420	242178	238836	247405	7,64
	247083	247594	233030	251512	5,97
	200420	233204	222728	228650	24,29
2003	200724	221410	229215	208496	17,96
	246333	253974	228505	257825	9,15

Выводы исследования

В процессе научных исследований был разработан и программно реализован алгоритм метода группового учета аргументов для моделирования функциональной зависимости величины оборотного капитала от семи микроэкономических факторов: величина основных средств предприятия (x_1); объем производ-

ства (x2); затраты на производство реализуемого объема продукции (x3); величина полученного финансового результата (x4); величина собственного капитала предприятия (x5); величина собственного оборотного капитала (x6); кредиторская задолженность (x7).

В дальнейших исследованиях необходимо определить влияние каждого показателя финансово-экономической деятельности предприятия на величину оборотного капитала.

Источники и литература

1. Бочаров В.В. Финансовое моделирование: Учебное пособие. – СПб.: изд. Питер, 2000. – 203 с.
2. Вовк В.М., Левицькі Г.І. Математичне моделювання в управлінні фінансовою діяльністю підприємств // Фінанси України. – 2000. – № 1(49). – С. 88–92.
3. Сгоршин О.О., Зосімов А. М., Пономаренко В.С. Методи багатовимірного статистичного аналізу : Навчальний посібник. – К.: ІЗМН, 1998. – 208 с.
4. Ивахненко А.Г., Мюллер Й.Ф. Самоорганизация прогнозирующих систем. – Киев: Техніка, 1985. – 223 с.
5. Ивахненко А.Г. Долгосрочное прогнозирование и управление сложными системами. – Киев: Техніка, 1975. – 312 с.
6. Уолш К. Ключевые показатели менеджмента: Как анализировать, сравнивать, контролировать данные, определяющие стоимость компании: Пер с англ. – 2-е изд. – М.: Дело, 2001. – 360 с.

Крынская Л.И.

УКРАИНА В УСЛОВИЯХ ГЛОБАЛЬНОГО ДЕМОГРАФИЧЕСКОГО ПЕРЕХОДА

Работа посвящена демографическим проблемам человечества. Рассмотрены модели прогноза роста численности населения Земли. Данные процессы рассматриваются как единый планетарный процесс, подчиняющийся определенным законам. Предлагается разработка программ по регулированию численности Земли, учитывая ситуацию в каждой стране. Регулирование численности осуществляет Земля по определенному алгоритму. Обосновывается предельная численность населения Земли.

Демография, глобальные проблемы, пределы роста численности.

В последние годы все больше внимания уделяется глобальным проблемам человечества, одной из которых является демографическая ситуация в мире (см.табл.1). Человечество вступило в критическую стадию своего развития. Данный процесс получил название демографического перехода.

В 1960-х годах проблемы демографического регулирования приобрели международное признание: были созданы региональные демографические центры ООН: международный институт демографических исследований, Латиноамериканский демографический центр, Каирский демографический центр и другие. В 1966-м году Генеральная Ассамблея ООН приняла Резолюцию по населению и развитию, в 1967-м году был образован ЮНФПА (Фонд ООН для поощрения деятельности в области народонаселения)

Глобальная демографическая проблема проявляется по-разному (в одних странах – чрезмерное перенаселение при очень высокой рождаемости, в других – сокращение абсолютной численности населения, в третьих – ситуация относительно благополучная), в масштабе планеты она остается одной из острейших глобальных проблем современности уже хотя бы потому, что негативные последствия возросшей антропогенной нагрузки на природу так или иначе ощущают на себе все жители планеты. По данным ООН лишь за последние 100 лет численность населения Земли возросла в 3,75 раза.

Хотя темпы роста населения мира пошли на убыль, - с 2% до 1,3% , абсолютный прирост численности высок (в среднем 70-100 млн. человек в год) и не гарантирует спокойного будущего. В соответствии с разными моделями прогнозируется достижения численности населения Земли к 2050 году на уровне от 9 до 12 млрд. человек. Согласно среднему варианту прогноза по данным ООН население Земли к 2050 году достигнет численности 9, 1 млрд. человек.

Ряд международных организаций во главе с ООН разрабатывают цели и стратегии, направленные на сокращение рождаемости и повышения уровня жизни.

Ближайшие пятнадцать лет прогнозируется следующие тенденции: старение населения, урбанизация и трансграничная миграция, каждая из которых содержит как возможности, так и опасности.

Темпы прироста населения в мире и изменение доли крупных регионов представлены в табл. 1,2,3

Таблица 1. Прирост мирового населения

Годы	Население, млрд. чел.	Время достижения миллиардного прироста, лет
1820	1	Вся предшествующая история
1927	2	107
1960	3	33
1974	4	14
1987	5	13
1999	6	12

Демографические процессы связывают с ростом нагрузки на природные ресурсы. В документе 1980 года "Всемирная стратегия охраны природы", принятом Международным Союзом Охраны Природы, действующим под эгидой ООН, говорится: "Деградация природы наступает с такой скоростью, что непосредственно угрожает благополучию многих людей и стабильности государств. Земля у нас только одна. Этот