

ЭВОЛЮЦИОННАЯ ПАРАДИГМА КАК УНИВЕРСАЛЬНЫЙ ИНТЕГРИРУЮЩИЙ ЭЛЕМЕНТ МЕТОДОЛОГИИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ

Виталий Снитюк

Аннотация: В статье рассмотрены составляющие элементы методологии прогнозирования, в основе которой лежит эволюционная парадигма. Рассмотрены объективные и субъективные аспекты уменьшения неопределенности, а также уровневая схема процессов принятия решений. Показано, что решение, принятое на каждом из низших уровней, позволяет уменьшить неопределенность, вызванную отсутствием данных, их неполнотой, а также неоднозначностью на следующих этапах. Определены аспекты применения методологии при создании сложных технических систем и программировании их жизненного цикла.

Ключевые слова: эволюционная парадигма, прогнозируемые, сложные системы

ACM Classification Keywords: [H.4 Information Systems Applications](#)

Conference: The paper is selected from XVth International Conference "Knowledge-Dialogue-Solution" KDS 2009, Varna, Bulgaria, June-July 2009

Введение

Процессы современного мира отличаются стремительной динамикой с присутствием качественных изменений, которые, в большинстве случаев, можно назвать катастрофами духовной или материальной субстанции. Существующие сложные взаимозависимости объектов естественной и искусственной сред определяют необходимость прогнозирования будущих процессов как основы рациональной деятельности, в т.ч. и в настоящем. Значительное количество научных работ посвящено задачам прогнозирования, моделям и методам их решения [Zgurovsky, 2007; Snytyuk, 2008]. Выбор той или иной модели и метода определяется задачами структурной и параметрической идентификации, а также структурой и мощностью множества исходных данных, желаемым типом и качеством результата.

Применение большинства технологий прогнозирования связано с необходимостью проверки большого количества требований и ограничений. Предложим технологию, одним из основных аспектов которой является минимальное количество таких требований и ограничений. Ее составляющими являются:

- уровневая схема принятия решений в условиях неопределенности;
- эволюционное моделирование как интегрирующий элемент.

1. Технология прогнозирования как уровневый процесс уменьшения неопределенности

Общая схема реализации такой технологии приведена на рис. 1. Известно, что у истоков создания сложных технических систем, которыми являются промышленные предприятия, сложные технические объекты, комплексные системы автоматизации объектов и процессов, информационно-аналитические системы и многие другие находится идея либо необходимость. Учитывая ресурсную ограниченность современного мира, необходимость имеет место в подавляющем большинстве случаев. Таким образом, релевантный процесс имеет следующую линию развития.

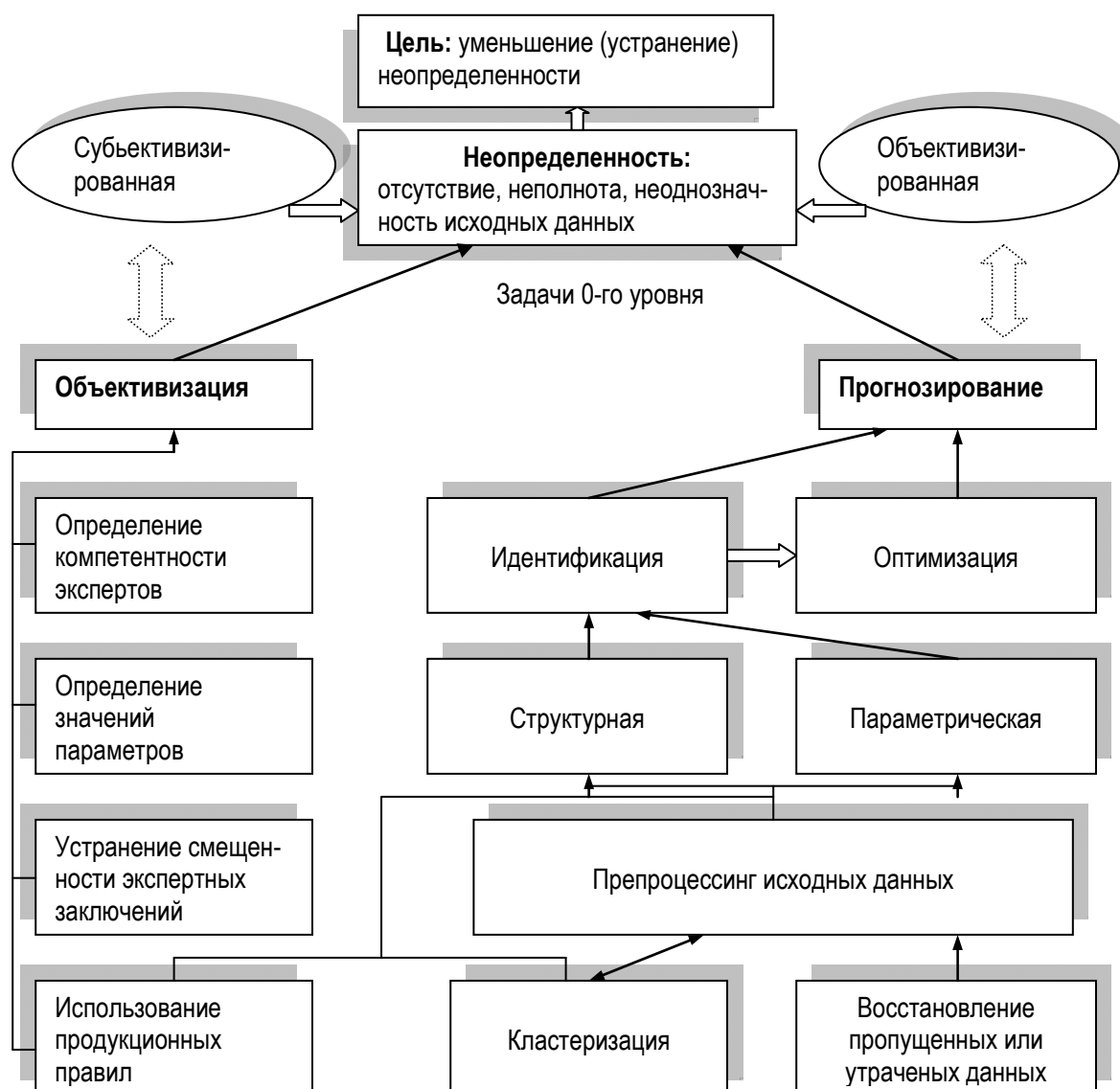


Рис. 1. Уровневая система уменьшения неопределенности

Возникновение необходимости создания системы двойственно определению главной цели функционирования такой системы. Достижение главной цели сопровождается реализацией множества второстепенных целей, причем среди них содержатся как цели, сопутствующие достижению главной цели, так и цели, препятствующие ее достижению. Реализация последних определяется несознательным антагонистическим влиянием природы и сознательным противодействием отдельных людей и общества в целом. Кроме того, важно учитывать динамику процессов в окружающей среде и их влияние на жизненный цикл создаваемой системы.

Очевидно, что процессы движения сложной системы по этапам жизненного цикла имеют прямой и обратный аспекты. В первом случае имеют место следующие преобразования:

$$\langle Z, M_0, M_e, A, R, T, K \rangle \rightarrow E, \quad (1)$$

$$\langle K_{i-1}, E_{i-1}, \theta, \xi \rangle \rightarrow E_i, \quad (2)$$

$$\langle K_{i-1}, E_{i-1} \rangle \rightarrow \langle A_i, R_i, M_{o_i}, M_{e_i} \rangle, \quad (3)$$

где Z – задача, M_o – соответствующая модель, M_e – метод решения задачи, A – исходные данные, R – ограничения, T – решающие процедуры, K – критерий оценки решения, E – решение задачи, E_{i-1} – решение задачи на $(i-1)$ -м этапе жизненного цикла, E_i – решение задачи на k -м этапе, K_{i-1} – критерий оценки решения задачи $(i-1)$ -го этапа, $A_i, R_i, M_{o_i}, M_{e_i}$ – исходные данные, ограничения, модели и методы решения задачи на i -м этапе, соответственно, θ – неучтенные факторы, ξ – случайные воздействия.

Исходя из (1)-(3), делаем вывод о том, что решения задач $(i-1)$ -го этапа и сопутствующие элементы являются исходными данными и ограничениями для задач i -го этапа.

Очевидно, что приобретаемый опыт изготовления, использования и модернизации сложных технических систем выражается в необходимости внесения изменений на предыдущих этапах жизненного цикла. Имеет место желаемое преобразование:

$$\langle E_{i+1}, \dots, E_{i+p-1}, E_{i+p} \rangle \rightarrow E_i, p \geq 1, p \in Z. \quad (4)$$

Получаем противоречие, поскольку осуществить преобразования (1)-(3) и (4) одновременно невозможно. Такое противоречие порождает неопределенность процессов принятия решений при создании сложных технических систем. Уменьшить ее можно с помощью доопределения исходной информации, что позволяет решать задачи (1)-(3), и прогнозирования, что позволит заменить «виртуальное» преобразование (4). Доопределение информации может быть осуществлено с помощью экспертных заключений и здесь сразу же возникает необходимость их объективизации или прогнозирования с использованием методов как интегро-дифференциальной, так и предлагаемой эволюционной парадигмы. Отметим, что под парадигмой мы понимаем идеи и принципы, позволяющие на единой методологической основе решать научно-технические проблемы. В данном случае (эволюционная парадигма) такой основой являются принципы эволюции, а также эволюционные модели и методы.

Вернемся к иерархической схеме уменьшения неопределенности (рис. 1), к ее нижнему уровню. Очевидно, что для решения задачи прогнозирования необходимо иметь статистическую базу, которую в данном случае представляет ретроспективная информация о прототипах, сосредоточенная в таблицах типа «объект-свойство». Оставляя проблемы, связанные с формированием таких таблиц и качественным составом информации, заметим, что в большинстве случаев, данные будут иметь пропуски, связанные с невозможностью измерений, потерями при хранении и т.п. Не учитывать такую информацию с пропусками означает потерять данные об объектах, значениях совокупности параметров и выходных характеристик.

Поэтому, на первом этапе доопределения данных необходимо решить задачу восстановления информации. Известные подходы к ее решению делятся на несколько классов, определяемых структурой пропусков [Snytyuk, 2007]. Отметим главные проблемы, сопровождающие решение этой задачи при реализации эволюционной парадигмы. К ним относится способ представления потенциального решения и определения критериальной функции. И, если в первом случае потенциальное решение может состоять из множества всех пропусков, имеющих некоторую форму представления, то вторая проблема является отнюдь не такой тривиальной. Необходимо получить решение задачи

$$\min_{\substack{x \in X_\Omega \\ y \in Y_\Omega}} |F(X, Y, x, y) - F(X, Y, x^*, y^*)|, \quad (5)$$

где X – множество входных факторов, Y – множество результирующих характеристик, x^* и y^* – точные значения пропущенных данных, X_Ω, Y_Ω – генеральные совокупности, состоящие из потенциальных решений x и y . Поскольку значения x^* и y^* неизвестны, то определение целевой функции F является приоритетной задачей.

Отсутствие четкой структуры исходных данных и отказ от априорного предположения о виде функции F указывает на рациональность использования нейронных сетей как моделей, реализующих преобразование $X \rightarrow Y$, в качестве одного из элементов решения задачи (5). Выбор нейросети из ансамбля по критерию минимизации ошибки реализации отображения $X \rightarrow Y$ на контрольной последовательности на следующем этапе позволяет найти решение (5). Отметим, что поиск такого решения – эволюционный процесс, поскольку потенциальные решения, участвующие в обучении нейросети, определяются путем хоть и случайного, но целенаправленного поиска с использованием эволюционных алгоритмов. Таким образом, на первом уровне уменьшение неопределенности достигается тем, что таблица данных приобретает комплектный вид.

Необходимость решения второй задачи определяется соображениями, которые частично уже были указаны выше. Изменчивость процессов современного мира, стремительная их динамика ведут к структурным изменениям. Значительное количество факторов, которые оказывают влияние на результаты прогнозирования не учитываются. Эти два обстоятельства приводят к выводу о неадекватности построения искомых зависимостей на всем множестве исходных данных и необходимости сегментации области исследования. Невыполнение такого требования приводит к тому, что вместо вывода «на $[A, B]$ цвет белый, а на $[B, C]$ – черный» получим заключение о том, что «на $[A, C]$ цвет серый», не отображающее действительного состояния.

Эволюционная кластеризация должна приводить к получению кластеров примерно одинаковых объектов или процессов, где, как известно, задача идентификации может быть решена достаточно эффективно. Две сопровождающие решение проблемы аналогичны первой задаче. В данном случае потенциальные решения имеют однозначную структуру – множество центров кластеров. Целевая функция будет такой:

$$\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^{m_i} d(X_j, \bar{X}_i) \rightarrow \min, \quad (6)$$

где число кластеров K задано и $K \ll m$, m – количество объектов, m_i – количество объектов в i -м кластере, $\bar{X}_i, i = \overline{1, K}$ – среднее значение в кластере, $d(X_j, \bar{X}_i)$ – расстояние между объектом и центром кластера. Решением задачи (6) являются центры кластеров \bar{X}_i , которые могут находиться среди данных объектов, что является достаточно строгим условием, и могут быть любыми точками области исследования.

Особенностью эволюционной кластеризации [Snytyuk, 2006] является определение центров кластеров и прямой расчет целевой функции без осуществления дополнительных операций. Результат решения задачи кластеризации также позволяет существенно уменьшить неопределенность и повысить точность решения задачи идентификации.

Зависимости, существующие между входными факторами, неравномерность распределения их значений приводит к значительному смещению результатов прогнозирования, а также к проблемам вычислительного характера. Алгоритм, позволяющий найти решение указанной проблемы, сводится к следующим шагам. Вначале из совокупности входных факторов удаляют линейно зависимые, затем из тех факторов, что остались, удаляют нелинейно зависимые факторы, применяя методику «box-counting» и вычисление энтропии.

Значения оставшихся независимых факторов чаще всего имеют неравномерное распределение и поэтому их использование для идентификации недостаточно информативно. Повысить информативность можно, используя метод «выбеливания» входов, результатом которого являются некоррелируемые факторы с нулевым средним значением и единичной дисперсией. Если количество факторов осталось сравнительно большим, используем аналог метода главных компонент, который реализуем с помощью автоассоциативной нейросети, в результате применения которого уменьшается количество факторов и

количество вычислений. Осуществление вышеуказанных операций также приводит к уменьшению неопределенности, поскольку уменьшаются вероятность неверного прогноза, «паралича» нейросети, плохой обусловленности матрицы исходных факторов и другие.

Решения описанных задач создают необходимый информационный базис для решения задач следующего уровня, а именно структурной, параметрической идентификации и оптимизации. Заметим, что и структурная, и параметрическая идентификация являются оптимизационными задачами, поэтому эволюционные технологии имеют место при решении каждой из них.

Как уже было указано выше, ретроспективная информация сосредоточена в таблицах данных. Никаких предположений о виде существующих зависимостей на начальном этапе не существует. В таких условиях рациональным является выбор в качестве соответствующих моделей нейронных сетей. Заметим, что выбор вида сети и ее архитектуры определяется задачей и исходными данными. Обучение сети приводит к получению искомой зависимости

$$F : X \rightarrow Y.$$

Она существует в «синтетической» форме, поскольку аналитический вид неизвестен (или достаточно сложный), и ее параметрами являются значения весовых коэффициентов. В то же время такая модель позволяет выполнять прогнозирование и решать другие задачи анализа данных.

2. Soft Computing метод решения задачи многофакторной оптимизации

Важной задачей, используемой при прогнозировании, является задача оптимизации. Рассмотрим новый подход и метод решения задачи нелинейной многофакторной оптимизации, которые базируются на использовании элементов теории вероятностей, теории нечетких множеств и эволюционного моделирования. Метод имеет такую пошаговую схему:

1. Положить $i = 1$. Определить генеральную \mathcal{E} и выборочную совокупности \mathcal{E}_i потенциальных решений.
2. Определить процентное соотношение p количества точек, которые переходят на следующий шаг поиска экстремума.
3. Вычислить значения функции, оптимум которой ищут, в точках выборочной совокупности.
4. Построить функцию принадлежности $\mu_{|y-y_{opt}|<\varepsilon}^i f(x)$, которая определяет меру уверенности в том, что решение-представитель x близко к оптимальному. Одним из параметров функции принадлежности, которая указывает на меру уверенности в этом, является h – высота. Определим также h – срез множества $D(f)$ как множество

$$M_h^i = \{x \in D(f) / \mu_{|y-y_{opt}|<\varepsilon}^i f(x) > h\}. \quad (7)$$

Построение функции принадлежности осуществляем с использованием элементов метода иерархий Т. Саати. Для этого нормируем значения функции f_i , $i = \overline{1, p}$. Пусть они находятся на отрезке $[0, 1]$. Формируем матрицу парных сравнений таким образом. Если нормированное значение $\tilde{f}_i \in [0, 1(k-1); 0, 1k]$, то $a_i = k$, $k \in \{1, 2, \dots, 10\}$. Тогда элемент матрицы парных сравнений $b_{ij} = \frac{a_i}{a_j}$. Достаточно определить эле-

менты одной строки этой матрицы. Остальные рассчитаем по формуле $b_{ij} = \frac{b_{qi}}{b_{qj}}$, где q – известная

строка. Тогда функция принадлежности рассчитывается так: $\mu(f_i) = 1 / (b_{1i} + b_{2i} + \dots + b_{pi})$.

5. С учетом шага 2, определяем множество точек $\{x_i\}$, которое принадлежит множеству M_h^i и для которых выполнено неравенство $|x_i - x_j| > \delta^*$, где δ^* – заданное положительное число.
 6. Для каждой точки из множества $\{x_i\}$ генерируем нормально распределенные последовательности $\{z_i^j\}$ с математическим ожиданием $Mz_i = x_i$ и среднеквадратичным отклонением σ_i . Заметим, что их общее количество равно количеству точек выборочной совокупности.
 7. Из точек множества $\{z_i^j\}$ формируем новую выборочную совокупность, допуская мутации каждого элемента с вероятностью P_m .
 8. Если выполняется критерий останова, то переход к шагу 9, иначе $i = i + 1$ и переход к шагу 3.
 9. Выполнение дополнительных процедур для уточнения оптимального решения.
- Такая композиция позволяет уменьшить временные затраты на случайный непроизводительный поиск.

3. Технология объективизации процессов прогнозирования

Одной из первых задач объективизации процессов прогнозирования является определение компетентности экспертов. Положим в их основу аксиому несмещенности: "суждение большинства компетентно" и ее следствие о том, что наиболее компетентен тот эксперт, суждение которого в большинстве случаев совпало с выводами большинства экспертов.

Формально задачу можно сформулировать так. Пусть n – количество экспертов, m – количество вопросов, причем $m = \sum_{i=1}^q m_i$, где m_i – количество вопросов i -го типа, $i = \overline{1, q}$, соответственно вышеизложенной классификации. Необходимо определить равные компетентности экспертов $\gamma_i, j = \overline{1, n}$.

Сущность метода состоит в определении элементов матриц, которые содержат значения близости суждений экспертов, их анализе и преобразованиях, в результате которых будут определены равные компетентности экспертов. Компетентность экспертов как результат выполнения шага 6 вычисляются по формуле

$$\gamma_p = \sum_{\substack{i, j=1 \\ i > j \\ (j=p) \vee (i=p)}}^n t_{ij} / \sum_{p=1}^n \sum_{\substack{i, j=1 \\ i > j \\ (j=p) \vee (i=p)}}^n t_{ij}, \quad p = \overline{1, n},$$

где t_{ij} – рассчитанное значение близости ответов i -го и j -го экспертов.

Непосредственно с задачей определения компетентности экспертов связана и задача установления значения определенного параметра системы в условиях неопределенности. Пусть α – неизвестное значение. Каждый эксперт $E_i, i = \overline{1, n}$ утверждает, что это значение равно α_i . Необходимо найти наиболее достоверную оценку значения α , если компетентности экспертов неизвестны.

Для каждого эксперта рассчитаем значения

$$\delta_j = \sum_{i=1}^n |\alpha_j - \alpha_i|, \quad j = \overline{1, n}.$$

Очевидно, что компетентность эксперта определяется так: $\gamma(E_j) = \frac{a}{\sum_{i=1}^n |\alpha_j - \alpha_i|}$, $\sum_{j=1}^n \gamma(E_j) = n$,

где a – некоторый параметр. Найдя значения a , получаем окончательное значение компетентности

$$\gamma(E_j) = \frac{n}{\sum_{j=1}^n \frac{1}{\sum_{i=1}^n |\alpha_j - \alpha_i|}} \cdot \sum_{i=1}^n |\alpha_j - \alpha_i|$$

Оценку неизвестного значения α рассчитываем как средневзвешенную по компетентностям величину оценок экспертов.

Очевидно, что значения компетентностей необходимо корректировать в зависимости от того, берет ли участие лицо, принимающее решение, в оценке компетентностей экспертов, какую роль сыграет его оценка и т.п. Очевидно, что субъективный фактор в проведении экспертиз приводит к смещенности экспертных суждений. Для того, чтобы избежать неправильных решений, лицо, принимающее решение, должно корректировать и адаптировать свои выводы к персональному составу экспертных комиссий и условий внешней среды. Модели, которые базируются на комбинации традиционных методов и методов теории нейронных сетей, указывают на один из путей решения этой проблемы. Важным также является применение процедуры корректирования экспертных заключений, применение которой разрешает нивелировать влияние субъективных факторов и находить близкие к оптимальным решения.

Заключение

В статье рассмотрены элементы технологии прогнозирования, которые базируются на эволюционной парадигме. Применение методов уменьшения неопределенности позволяет минимизировать субъективное влияние на процессы принятия решений и осуществлять доопределение отсутствующей информации, используя технологии прогнозирования.

Благодарности

Статья частично финансированна из проекта **ITHEA XXI** Института Информационных теории и Приложений FOI ITHEA и Консорциума FOI Bulgaria (www.ithea.org, www.foibg.com).

Список литературы

- [Zgurovsky, 2007] M.Z. Zgurovsky, N.D. Pankratova. System analysis: Theory and Applications. Springer. - 2007. - 475 p.
- [Snytyuk, 2008] V.E. Snytyuk. Forecasting. Models, methods, algorithms. – Kyiv, Maclaut, 2008. – 364 p.
- [Snytyuk, 2007] V.E. Snytyuk, S.O. Govorukhin. Evolutionary Technique for Filling Data Gaps in Outcome Variable Values Problems of market formation of research production. – Kharkiv, KHPI, 2007. – № 7. – Pp. 44-53.
- [Snytyuk, 2006] V.E. Snytyuk. Evolutionary clustering of complex systems and processes. – Information Theories and Applications. – 2006. – Vol. 13. – № 4. – Pp. 344-349.

Информация об авторе

Виталий Снитюк – заведующий кафедрой информационных технологий проектирования, Черкасский государственный технологический университет, бул. Шевченко 460, Черкассы 18006, Украина;
e-mail: snytyuk@gmail.com