

УДК 621.317; 004.8.032

**ОЦЕНКА ПРОДУКТИВНОСТИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ В МОДЕЛЯХ
УПРАВЛЕНИЯ СЛОЖНОЙ СОЦИОТЕХНИЧЕСКОЙ СИСТЕМОЙ**

С.П. Алёшин

Полтавский национальный технический университет имени Юрия Кондратюка

e-mail: aleshsp@ukr.net

Рассматривается построение системы поддержки решений управления сложной социотехнической системой (ССТС) как реализации набора базовых функций на основе нейросетевых дискретно-непрерывных моделей [1]. Моменты принятия решений о её текущем состоянии, прогнозе динамики поведения и выборе управляющих факторов для достижения целевого состояния определяются особенностями предметной области [2]. Исходя из того, что принятие решений при анализе ССТС базируется на этих трех системообразующих процессах [3], задача моделирования СППР формализуется выражением:

$$SupK_E(S, P, X, T_k),$$

$$\Delta T \leq \Delta T_0$$

$$\delta \leq \delta_0$$

где $s \in S$, S – множество текущих состояний ССТС;

$p \in P$, P – множество прогнозов динамики состояний ССТС;

$x \in X$, X – множество входных факторов ССТС;

$T_k, k \in \{0, 1, 2, \dots\}$ – моменты времени принятия решений;

K_g – критерий продуктивности решения;

$\Delta T, \delta_0$ – допустимый интервал времени на принятие решения и требуемая степень адекватности модели, соответственно.

Исследована целесообразность выражения продуктивности СППР (K_g) через вероятности рисков распознавания состояний ССТС, ожидаемый ущерб и реализация в нейросетевом базисе. С учетом особенностей предметных областей ССТС детализированы элементы решающего правила. Байесовская теория принятия решений базируется на статистическом подходе к задачам распознавания ситуаций или объектов и предполагает известными вероятностные распределения признаков в классах. Задача заключается лишь в оценке параметров этих распределений. Для процессов в ССТС, исходя из их описания и характеристик, непосредственно применить решающее правило Байеса в задачах принятия оптимального решения, как правило не удастся, так как плотности распределения признаков в классах и априорные распределения самих классов не известны. Допущения о равномерности априорных распределений случайных величин нарушают условия оптимальности. Поэтому на практике, при наличии репрезентативных данных входного массива, модели вероятностных распределений факторов и состояний объекта могут быть построены решением задачи аппроксимации многомерных функций и реализованы в нейросетевом формате.

Пусть базовый процесс ССТС характеризуется данными:

$X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ – массив входных данных (факторов ССТС), $n = \overline{1, N}$;

$Y = \{y_1, y_2, \dots, y_m\}$ – множество классов (состояний ССТС), $m = \overline{1, M}$;

$A = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$ – множество решений СППР, $r = \overline{1, R}$;

$\lambda\{\alpha_r, x_n | y_m\}$ - функция потерь (ущерб от решения α_r отнести объект x_n к классу y_m);

$P\{y_j\}$ - априорная вероятность принадлежности состояния ССТС к соответствующему классу;

$p(x | y_j)$ - условная плотность распределения вектора x в классе y_j ;

$P\{y_j | x\}$ - апостериорная вероятность (вероятность принятия класса y_j , если признаки соответствуют вектору x . Эта вероятность вычисляется по формуле Байеса

$$P(y_j | x) = \frac{p(x | y_j) P(y_j)}{\sum_{j=1}^K p(x | y_j) P(y_j)}, \text{ где } \sum_{j=1}^K p(x | y_j) P(y_j) - \text{композиция всех возможных}$$

распределений признаков в классах. Функция потерь $\lambda\{\alpha_r, x_n | y_m\}$ при принятии решения о принадлежности объекта или процесса к некоторому классу при анализе ССТС имеет ключевое значение. Это связано с особенностями предметной области исследуемого объекта (принять больного пациента за здорового, классифицировать успешное предприятие как банкрота, отождествить подписи разных людей и т.д.). Функция потерь представляется в виде коэффициентов ожидаемого относительного ущерба:

$$\lambda\{\alpha_i | y_j\} = \begin{bmatrix} 0 & \lambda_{12} & \dots & \lambda_{1K} \\ \lambda_{21} & 0 & \dots & \lambda_{2K} \\ \dots & \dots & 0 & \dots \\ \lambda_{K1} & \lambda_{K2} & \dots & 0 \end{bmatrix}, \quad i, j = 1, 2, \dots, K$$

Эта функция позволяет количественно оценить потери от принятия того или иного решения, так как появляется возможность количественно измерить прогнозируемый ущерб и вероятность его возникновения. Совместное их использование возможно в форме оценки условного риска принятого решения α_r , когда $i \neq j$ (имеет место ложная классификация):

$$R(\alpha_i | x) = \lambda\{\alpha_i | y_j\} P(y_j | x)$$

Анализ всех возможных сочетаний элементов матрицы потерь и соответствующих им вероятностей на основе байесовского правила проверки гипотез позволяет минимизировать ущерб от принятых решений.

Лучшими будут решения, которым соответствуют минимальные значения условных рисков:

$$R(\alpha_i | x) \Rightarrow \min$$

При фиксированных значениях элементов матрицы потерь минимизация прогнозируемого ущерба осуществима нахождением такого вектора входных факторов, при котором вероятность ошибки классификации минимальна. При этом реализуемое правило, позволяет достигать теоретически обоснованной оптимальности принятого решения при определении класса объекта или процесса с количественной оценкой его надежности (доверительной вероятности).

Отмеченные трудности параметрических и непараметрических методов классификации состояний объектов исследования могут быть преодолены применением нейросетевого моделирования базовых процессов принятия решений управления в ССТС [3].

Реализация нейросетевого распознавания состояний ССТС с оценкой рисков

Нейронная сеть обучается с таким расчетом, чтобы выходные значения были оценками вероятностей, а матрица потерь рассчитывается предметным специалистом.

Тогда нейросетевой модуль пакета технического анализа (например, STATISTICA Neural Networks (SNN)) можно настроить так, чтобы учитывать матрицу потерь. В пакете SNN в вероятностную нейронную сеть может быть добавлен четвертый слой, содержащий матрицу потерь. Она умножается на вектор оценок, полученный в третьем слое, после чего в качестве ответа берется класс, имеющий наименьшую оценку потерь.

Иногда оценки вероятности используются непосредственно, например, когда решается задача отнесения набора признаков объекта исследования к наиболее вероятному классу. В случае ССТС, как правило, одни ошибки обходятся дороже других (например, при дифференциальной медицинской диагностике заболевания с возможным летальным исходом, назначение лечения человеку, который на самом деле здоров, можно считать меньшим ущербом, чем не назначение лечения больному).

Матрица потерь представляет цены различных ошибок классификации. Она умножается на вектор оцененных вероятностей, в результате получается вектор оценок потерь, и каждое наблюдение приписывается тому классу, у которого будет наименьшая оценка для цены ошибки. Поскольку правильная классификация не несет никаких потерь, на главной диагонали матрицы потерь всегда стоят нули; что касается остальных коэффициентов матрицы, то коэффициент, стоящий на пересечении n -го столбца и m -й строки есть цена неправильной классификации наблюдения, принадлежащего на самом деле к классу номер n , как принадлежащего к классу номер m .

Нейропакет позволяет интерпретировать ответ обученной сети как уровнем доверия так и мерой ошибки. Отличия будут лишь в соотношении порогов принятия решения и его отвержения. Во втором случае порог принятия решения будет ниже порога отвержения.

Процесс моделирования показал приемлемые для ряда предметных областей результаты. Созданные предварительно матрицы ожидаемого ущерба и адаптированные к нейросетевому формату, позволяют оперативно провести обучение вероятностной нейронной сети, объединить её с линейной сетью, реализующей матрицу ущерба, и оперативно получить наилучшее решение, с точки зрения минимальных потерь в исследуемой предметной области ССТС.

Литература

1. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / Хайкин С. – [2-е изд.]; пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
2. Морозов А.А. Состояние и перспективы нейросетевого моделирования СППР в сложных социотехнических системах / В.П. Клименко, А.Л. Ляхов, С.П. Алёшин // Математичні машини і системи. – 2010. - № 1.- С. 127 – 149.
3. Алёшин С.П. Нейросетевая реализация базовых функций поддержки решений ситуационного центра //Нові технології. – 2011. – № 2 (32). – С. 75 – 80.