

Оценивание ситуации в задаче принятия решений

Горбунова Т.И.

Тульский государственный университет, пр. Ленина д.92, г.Тула, Россия
Tula State University, pr. Lenina 92, Tula, Russia

gorbunova.tachurochka@gmail.com, tachurochka@yandex.ru

Аннотация. Оценивание ситуации, в которой приходится принимать решение, является одной из важнейших задач поддержки. Но состояние системы, как правило, не доступно для непосредственных изменений. Тем более, систему можно измерять не только в количественных переменных, то есть переменных, измеряемых в количественных шкалах с достаточной точностью, но и в неколичественных. В докладе предложен способ оценивания ситуации, который позволяет строить интегрированные системы поддержки принятия решений, использующие математические методы для оценивания ситуации и поддержки принятия рациональных решений. Это обеспечивает им объективность и эффективность в смысле достижения цели.

Ключевые слова: состояние системы, система, количественные шкалы, неколичественные шкалы, оценивание ситуации, лингвистические модели, фильтр Калмана, нечеткие множества

1 Введение

Одной из важнейших задач поддержки принятия решений является задача оценивания ситуации, в которой приходится принимать решение.

Если принять, что решение принимается относительно какой-либо системы S , то под ситуацией понимается текущее значение входов системы и ее состояние.

Совокупность этих значений позволяет для некоторой цели, выбранной ЛПР (лицо, принимающее решение) определить альтернативный набор решений, которые позволяют достичь выбранную цель. Но состояние системы, как правило, не доступно для непосредственных измерений. Измерять можно точно входы, а выходы – с погрешностями. Кроме того, не все измерения можно выполнять в количественных шкалах.

2 Теоретические проблемы

2.1 Постановка задачи

Объектом принятия решения будем рассматривать некоторую сложную систему, взаимодействующую с окружающей среды (Рис. 1).

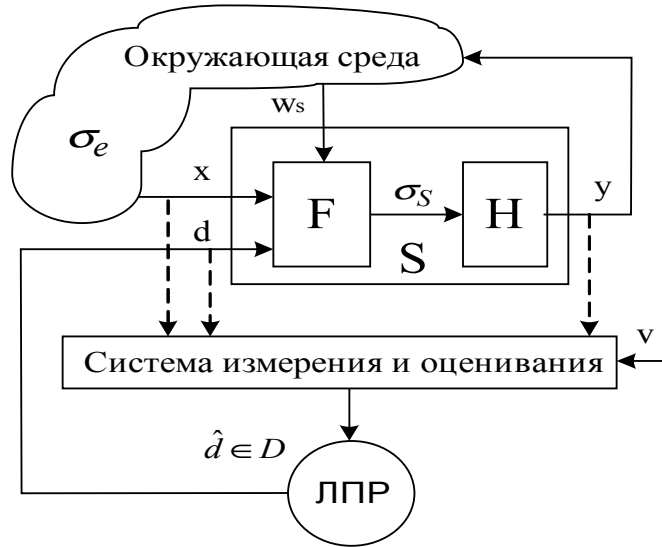


Рис. 1. Структура взаимодействия “Система-ЛПР”

Систему можно представить отношением

$$S : X \times D \times W \longrightarrow \Sigma, \Sigma \times V \longrightarrow Y, \quad (1)$$

где $\{x\} \subseteq X$ – множество значений недоступных для изменения ЛПР, измеряемых (или оцениваемых) входов; $\{w\} \subseteq W$ – множество значений неконтролируемых входов; $\{y\} \subseteq Y$ – множество значений выходных переменных (характеристик, параметров) системы; $\Sigma_s = \{\sigma_s\}$ – множество возможных состояний системы S ; $\{v\} \subseteq V$ – погрешности измерений или оценивания переменных системы $\langle x, y \rangle$; $\{d\} \subseteq D$ – векторы управляемых входов или множество альтернатив.

2.2 Процесс оценивания ситуации

Для оценки ситуации необходимо выполнить 5 этапов:

1) оценить текущую ситуацию $\Sigma = \langle \sigma_s, \sigma_e \rangle$, $\sigma_s \in \Sigma_s$, $\sigma_e \in \Sigma_e$. Здесь σ_s – состояние системы, относительно которой принимается решение, Σ_s – конечное и упорядоченное в соответствии с целью $\mathcal{S}$ ЛПР множество состояний системы; σ_e – состояние внешней среды; Σ_e – конечное и упорядоченное множество состояний среды;

2) исходя из полученной оценки $\hat{\Sigma} \in \Sigma$ выбрать цель решения $\tau \in \mathcal{S} = \{ \text{«вернуть ситуацию } \Sigma(t) \text{ в исходное состояние } \Sigma(t_0)\text{»}, \text{ «улучшить ситуацию: } \Sigma(t) \rightarrow \Sigma^* \text{»}, \text{ «отслеживать ситуацию } \Sigma(t) = \Sigma^*(e) \text{ при } \forall x \in X, w \in W \text{» и т.д.} \}$;

3) определить множество альтернатив $D' \subseteq D$, исходя из поставленной цели τ и оценки $\hat{\Sigma} : \langle \tau, \hat{\Sigma} \rangle \rightarrow D'$;

4) оценить с допустимой достоверностью ϵ последствия принятия решения $d \in D'$: $\Sigma(t) \xrightarrow{d} \Sigma(t + \theta)$, где θ – желаемое время упреждения. Оценивается при этом расстояние до цели $\rho[\Sigma(t + \theta), \Sigma^*(t + \theta)]$ и значение критерия $Q(\tau)$. Здесь $\rho(\cdot)$ – некоторая метрика, позволяющая оценивать «расстояние» между различными ситуациями в пространстве интересующих ЛПР параметров;

5) выбрать из допустимого множества D' наилучшую альтернативу d . Для этого необходимо сформулировать критерий $Q(\tau)$, который позволит сравнивать альтернативы $d \in D'$ между собой. После этого задачу принятия решения можно представить следующим образом:

$$d^* = \arg \min_{d \in D'} Q(\tau);$$

Предполагается, что существуют зависимости, которые отражают поведение системы S в окружающей среде E . Эти зависимости в общем случае можно представить в виде:

$$\sigma_s(k) = F(\sigma_s(k-1), x(k), d(k), w_s(k)); \quad y(k) = H(\sigma_s(k)) + v_s(k), \quad (2)$$

Предполагается также, что цель $\tau \in \mathcal{Z}$ решения может быть сформулирована, как

$$\tau : J(\sigma_s) = \rho(\sigma_s(k), \sigma_s^*(k)) \xrightarrow{d(k) \in D} \min, \quad (3)$$

где $\rho(\cdot)$ – некоторая метрика, заданная в пространстве Σ и отображающая расстояние текущего состояния σ_s (в k -й момент времени) от желаемого состояния σ_s^* системы S .

Цель считается достигнутой, если расстояние $J(\sigma_s) \leq \varepsilon$, где расстояние ε определяется различимостью решений. В этом случае говорят об ε -различимости решений.

Предлагаемый подход заключается в моделировании системы, функционирующей в среде разнотипных переменных.

Если предположить, что переменные $\sigma_s(k), x(k), d(k), y(k)$ – количественные (измеряются в количественных шкалах с достаточной точностью) и операторы F и H могут быть априорно определены, тогда оценку состояния можно получить решением задачи

$$\sigma_s(k+1) = \mathfrak{K}[F(\sigma_s(k), x(k), d(k)); \rho(y(k), H(\sigma_s(k)))] \quad (4)$$

где $\mathfrak{K}$ – оператор статистической фильтрации, использующий статистические характеристики возмущений w и шумов v . В данном случае оператор может быть определен как фильтр Калмана, и выражение (4) принимает вид:

$$\hat{\sigma}_s(k) = M(\hat{\sigma}_s(k-1)) + K(k)[y(k) - H(\hat{\sigma}_s(k))], \quad (5)$$

где $K(k)$ – матрица Калмана, определяемая с учетом статистических характеристик $w_s(k), v(k)$; $M(\hat{\sigma}_s(k-1))$ – функциональная модель системы (1) относительно состояния:

$$M(\hat{\sigma}_s(k-1)) : \hat{\sigma}_s(k) = F(\hat{\sigma}_s(k-1), x(k), d(k)); \quad y_k = H\sigma_k. \quad (6)$$

Алгоритм построения функциональной модели в условиях ограниченности массива наблюдений и недостатка априорной информации приведен в [1]. Задача в этом случае сводится к оценке статистических характеристик возмущающих факторов и решения уравнения Риккати.

В случае наличия неколичественных переменных среди $\sigma_s(k), x(k), d(k), y(k)$, требуемые закономерности поведения системы (1) могут быть оценены путем построения приближенных моделей. Например, моделей лингвистического типа, то есть моделей оперирующих не с количественными значениями, а с термами лингвистических переменных:

$$LM : \mu_D(\sigma) = \mu_A(x) \circ L_1(x, \sigma) \circ L_2(d, \sigma) = \mu_A(x) \circ \mu_{L_1(x, \sigma)} \circ \mu_{L_2(d, \sigma)}; \\ \mu_B(y) = L_3(\sigma, y).$$

Алгоритм построения лингвистической модели в условиях ограниченности массива наблюдений и недостатка априорной информации приведен в [1].

Оценивание состояния производится путем использования композиционных правил логического вывода:

$$\mu_D(\sigma_{k+1}) = \mu_A(x_k) \circ L_1(x_k, \sigma_k) \circ L_2(d_k, \sigma_k) \circ R(y_k, L_3(\sigma_k, y_k)) = \\ = \mu_A(x_k) \circ \mu_{L_1(x_k, \sigma_k)} \circ \mu_{L_2(d_k, \sigma_k)} \circ \mu_{R(y_k, L_3(\sigma_k, y_k))};$$

где $\mu_D(\sigma_{k+1})$ – функция принадлежности лингвистической переменной состояния системы; $\mu_A(x_k)$ – функции принадлежности вектора входных лингвистических переменных; $L_1(x_k, \sigma_k)$, $L_2(d_k, \sigma_k)$, $L_3(\sigma_k, y_k)$, – нечеткие отношения, связывающие состояние σ_k системы со входами x_k, d_k, y_k , соответственно; $R(y_k, L_3(\hat{\sigma}_k, y_k))$ – нечеткое отношение, позволяющее оценивать расстояния между измерениями y_k и оценками $\hat{y}_k = L_3(\hat{\sigma}_k, y_k)$ соответствующих измерений, определяемые в метрике $R(\cdot)$;

$\mu_{L_1(x_k, \sigma_k)}, \mu_{L_2(d_k, \sigma_k)}, \mu_{R(y_k, L_3(\sigma_k, y_k))}$ - функции принадлежности отношений $L_1(x_k, \sigma_k)$, $L_2(d_k, \sigma_k)$ и $R(y_k, L_3(\hat{\sigma}_k, y_k))$, соответственно.

3 Заключение

Предложенный подход позволяет строить интегрированные системы поддержки принятия решений, которые, в отличие от экспертных систем, позволяют использовать математические методы для оценивания ситуации и поддержки принятия рациональных решений. Это обеспечивает им объективность и эффективность в смысле достижения цели.

Литература

1. Токарев В.Л. Основы теории обеспечения рациональности решений. Тула: ТулГУ. – 120 с.