

Московский Государственный Технический Университет им. Н.Э. Баумана

В ряде случаев управления фазированными антенными решетками (ФАР) ключевой задачей является минимизация отклонения сигнала на выходе от заданного заранее пилот-сигнала. Информация о форме сигнала доступна в ряде задач радиосвязи, радиолокации и измерительной техники, в которых может быть применена обсуждаемая адаптивная антенная решетка.

Приемники ФАР соединяются с адаптивно изменяемыми модулями. Мы имеем возможность менять амплитуду и фазу сигнала проходящего через адаптивные модули, умножая его на соответствующий коэффициент. Обозначим эти коэффициенты как $w_i, i=1, \dots, N$, где N – количество адаптивных модулей рассматриваемой антенны.

Алгоритм адаптации состоит в наилучшем выборе коэффициентов w_i , отвечающем выбранному критерию качества.

Требуется минимизировать следующий функционал:

$$F = \overline{[W^T(t)X(t) - R(t)]^2}$$

где W – вектор изменяемых коэффициентов w_i ; $X(t)$ – входной сигнал; $R(t)$ – известный пилот-сигнал.

Будем использовать рекуррентную нейронную сеть для решения этой задачи. Для системы с количеством приемников N в структуре описываемой нейронной сети имеется $N_0 = 2xN$ внешних входов, чтобы учесть действительную и мнимую части входного вектора.

Динамика рассматриваемой нейронной сети описывается следующими уравнениями:

$$s_k(n) = \sum_{l=1}^{N1} w_{kl}(n)v_l(n) + \sum_{l=1}^{N0} w_{kl+N1}(n)\mu_l(n)$$

$$v_k(n+1) = f(s_k(n))$$

где $w_{kl}(t)$ – весовой коэффициент соединения от k -го к l -му нейрону и функция активации является дифференцируемой функцией действительного переменного. Например f может быть сигмоидальной функцией.

Рассмотрим далее обучающий алгоритм. Он заключается в первоначальном вычислении выходных значений сигналов и непосредственно обучении:

Для $k=1, \dots, N1$ вычисляем выходной сигнал k -го нейрона в момент времени $n+1$

Пусть $d_k(n)$ является желаемым выходом k -го нейрона в момент времени n , тогда оцениваем ошибку k -го нейрона:

$$e_k(n) = d_k(n) - v_k(n)$$

теперь меняем веса сети следующим образом:

$$w_{ij}(n+1) = w_{ij}(n) + \beta \sum_{k=1}^{N1} e_k(n) p_{ij}^k(n)$$

$$p_{ij}^k(n+1) = f'(s_k(n+1)) \left[\sum_{l=1}^{N1} a_{kl} p_{ij}^l(n) + \delta_{ik} \mu_j(n) \right]$$

где β – коэффициент скорости обучения; $p_{ij}^k = \Delta v_k(n) / \Delta w_{ij}$; δ_{ik} – символ Кронекера.

Рассмотренный нейросетевой подход представляет значительную ценность из-за возможности аппаратной реализации в параллельной архитектуре, что даст выигрыш во времени адаптации.

Литература

1. Rastogy R. Array Signal Processing with Interconnected Neuron-like Elements. Proceedings IEEE ICASSP, 1987, pp. 2328-2331.
2. Монцинго Р.А., Миллер Т.У. Адаптивные антенные решетки. М.; Мир, 1986. 448с.
3. Пистолькорс А.А., Литвинов О.С. Введение в теорию адаптивных антенн. М.: Наука, 1991. 200 с.
4. Naumovski M., Carrasco R.A. Multi-Layer Perceptron Beamformer for Mobile Satellite Communications”, Proceedings of the 4th UK/Australian International Symposium on DSP for Communication Systems, Perth, September 1996, pp. 368-375.
5. Галушкин А. И. Томашевич Д. С., Томашевич Н. С., Муромский М. Ю., Шачнев Е. А. Нейросетевые алгоритмы экстраполяции функций и их применение в задачах прогнозирования работы Call-центров. «Нейрокомпьютеры»: разработка, применение. No 1, 2001.