

Динамика коэффициентов указывает на четвертую зону ($a_0 > 0,5$, $a_1 < 0,5$). Четвертая зона предполагает снижение коэффициента использования трудовых ресурсов относительно начального значения и повышение величин коэффициента использования капитальных ресурсов. Увеличение значений a_0 по сравнению с a_1 возможно только в ситуации, когда капитальные ресурсы привлекаются в большей степени, чем трудовые. При этом наблюдается и рост производства. Значит, фондоотдача уменьшается, а производительность труда растёт, это свойственно для капиталоемкого процесса.

Далее было найдено значение коэффициентов a_0 и a_1 методом наименьших квадратов для всего ряда наблюдений с помощью следующих формул:

$$a_0 = \frac{\sum Q_i K_i (L_i^2 + K_i^2)}{\sum (L_i^2 + K_i^2)^2} \text{ и } a_1 = \frac{\sum Q_i L_i (L_i^2 + K_i^2)}{\sum (L_i^2 + K_i^2)^2}. \quad (4)$$

Производственная функция комплексного аргумента для всего ряда наблюдений имеет вид:

$$Q = (0,95 - i0,05)(K + iL). \quad (5)$$

Таким образом, можно с уверенностью сказать, что увеличение инвестиций в основные производственные фонды приведёт к большему росту объёма производства, нежели при увеличении числа занятых в производстве.

Список цитированных источников

1. Теория функции комплексного переменного в экономико-математическом моделировании: материалы Всероссийского научного семинара, 19 декабря 2005 г. / Под ред. проф. С.Г. Светуныкова. – СПб.: Изд-во СПбГУЭФ, 2006.

УДК 004.8.032.26

ПРИМЕНЕНИЕ ГЛУБОКИХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ СЕГМЕНТАЦИИ СИГНАЛОВ ЭЛЕКТРОЭНЦЕФАЛОГРАММ

Кривуценко А.О.

Брестский государственный технический университет, г. Брест
Научный руководитель: Артёмко С.В., к. т. н.

Электроэнцефалография является, как известно, одним из основных методов объективного тестирования функций нервной системы человека. В настоящее время не существует универсальных алгоритмов, пригодных для всестороннего анализа электроэнцефалографической информации или решения задач автоматической медицинской диагностики. Однако многие прикладные задачи решаются при помощи ЭВМ весьма успешно. Сегментный подход в ЭЭГ-исследованиях был впервые предложен в 1977 г. и заключался в попытке исследователей "научить" ЭВМ автоматически разделять реализа-

цию биоэлектрического процесса на отдельные визуально отличающиеся друг от друга участки (сегменты) из заданного конечного набора (библиотеки) стандартизованных электрографических феноменов.

При этом основу методологии составляли несколько гипотез, допускающих существование у каждого конкретного индивидуума конечного числа физиологических состояний, имеющих специфические проявления на ЭЭГ и поддающихся в силу этого распознаванию. За более чем 20-летнюю историю исследования научно-практической проблемы сегментации ЭЭГ было предложено немало различных методов и подходов к статистической обработке электроэнцефалографической информации, обеспечивающих формирование описания процесса как информационного потока событий — совокупности последовательно сменяющихся друг друга различных типов электрических активностей. Это позволило приблизить и сопоставить эффективность перспективного автоматического анализа ЭЭГ традиционному визуальному анализу и представлению процесса в клинической медицинской практике.

Сверточные нейросети — это определенный тип нейросетей, который произвел революцию в компьютерном зрении и распознавании образов. Также его используют для распознавания речи, обработки аудиосигналов, обработки временных рядов, для анализа смысла текстов. Можно сказать, что на данный момент — это самая успешная модель, самая успешная инновация в рамках того, что называют глубоким или глубинным обучением.

Сверточная нейросеть — это такой особый вид нейросетей прямого распространения, и под прямым распространением понимается то, что переменные нейроны в этой сети разбиты на группы, называемые слоями. И когда такая слоистая нейронная сеть применяется к данным, то активация слоев — значение этих переменных — подсчитывается последовательно: сначала значение активации первого слоя, потом значение активации второго слоя, и так до последнего слоя. Активация последнего слоя и служит выходами нейронной сети, и в этой нейросети есть много параметров, в каждом слое есть какие-то свои параметры, которые определяют, как активация следующего слоя зависит от активации предыдущего слоя. И что еще важно, активации внутри одного слоя могут подсчитываться параллельно, одновременно, они друг от друга не зависят, и это приводит к тому, что такие нейросети можно очень удобно и эффективно обчислывать на современных процессорах, в том числе на графических сопроцессорах. Для получения качественных характеристик ритмов ЭЭГ используются операции взвешенного усреднения всех ее отсчетов. Для получения подобных характеристик активности ЭЭГ применяемые операции должны использовать отсчеты, образующие только одну волну (одного импульса). В результате отдельная волна (импульс) по характеру своей формы, значениям длительности и размаха обобщенно относится к одному из видов биоэнергетической активности. Необходимым условием для подобной классификации является предварительная сегментация тонкой структуры ЭЭГ. В результате весь анализируемый участок ЭЭГ, на котором зафиксирована ее активность в виде отдельного колебания, разбивается на пронумерованную последовательность разрешенных импульсов[1].

Глубокое обучение подразумевает обучение нейронной сети без учителя. Это и есть главное преимущество «глубокого» подхода: машинное обучение с учителем, особенно

в случае глубоких структур, требует колоссальных временных и трудовых затрат. Глубокое же обучение – подход, моделирующий человеческое абстрактное мышление (или, по крайней мере, представляет собой попытку приблизиться к нему), а не использующий его [2].

Применение нейронных сетей в области сегментации временных рядов показало неплохие результаты и возможность выделять сегменты малой длительности. Для нейронной сети входными данными является фрагмент данных ЭЭГ, при этом на основе выходных данных необходимо выполнить принятие решения о том, является ли участок условно-стационарным сегментом и где находится граница сегмента [3].

Применение глубоких нейронных сетей для сегментации сигналов должно повысить скорость вычислений и выделения сегментов. Актуальность сегментации обуславливается тем, что содержательная трактовка анализа электрической активности мозга часто остается затруднительной в силу того, что ЭЭГ являются кусочно-нестационарными процессами. Обычные статистические характеристики, применимые к ЭЭГ-сигналу, имеют смысл только после предварительного сегментирования ряда на участки относительно стационарности.

Список цитированных источников

1. Артёменко, С.В. Нейросетевые алгоритмы обработки электроэнцефалограмм для диагностики эпилепсии: автореферат диссертации. Минск, 2016.
2. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс. – 3-е изд. – Москва: Издательский дом "Вильямс", 2014. 1104 с.
3. Wolpaw, J.R. Braincomputer interfaces for communication and control / J.R. Wolpaw, N. Birbaumer, D.J. McFarland, G. Pfurtscheller, T.M. Vaughan // Clin Neurophysiol. – 2002. – Vol. 113, № 6. – P. 767.

УДК 004.032.26

ПРИМЕНЕНИЕ СВЕРТОЧНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ ОБНАРУЖЕНИЯ СОЛНЕЧНЫХ ПАНЕЛЕЙ

Крощенко А.А.

Брестский государственный университет им. А.С. Пушкина, г. Брест

Популярность использования солнечных панелей возрастает из года в год. Такая технология позволяет получать дешевую и возобновляемую энергию. Немаловажным преимуществом использования такой энергии является ее экологическая чистота, поскольку ее производство не связано с выделением диоксида углерода, являющегося одним из основных факторов глобального потепления [1]. С ростом заинтересованности в установке и эксплуатации солнечных панелей растет и потребность в своевременном анализе использования этой технологии в мире.

Для анализа и распознавания изображений с начала 2000-х годов успешно применяются сверточные нейронные сети (СНС). В последние годы, с выходом работы Дж. Хинтона [2], посвященной предобучению глубоких нейронных сетей, алгоритмы обуче-