

ОПТИМИЗАЦИЯ СТРУКТУРЫ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ КАЧЕСТВА ПЛОДОВ

Д.В. Дроздов

ФГОУ ВПО «Мичуринский государственный аграрный университет», г. Мичуринск

Ключевые слова и фразы: нейронные сети; плоды; прогнозирование; хранение.

Аннотация: Исследована структура нейронной сети и для снижения среднеквадратичной ошибки обучения выбраны ее оптимальные параметры. Полученные результаты оптимизации структуры нейронной сети могут быть использованы для построения систем управления технологическим процессом уборки плодов.

В последнее время, в связи с развитием технологий искусственного интеллекта все большее внимание для прогнозирования процессов, привлекают искусственные нейронные сети. Основная актуальность применения нейронных сетей для прогнозирования времени съема плодов состоит в возможности использования большого количества разнообразных входных параметров: дата съема, время хранения, масса и степень зрелости плода, пораженность плодов болезнями, активность каталазы и т.д. (рис. 1).

Потери в общем случае можно представить в следующем виде:

$$P = f(P_0, P_1, P_2, P_3, P_4, P_5, P_6, P_7, P_8, P_9), \quad (1)$$

где P_0 – участок сада, у.е.; P_1 – величина объективного показателя, связанная с каким-либо критерием качества плодов, снимаемых с определенного участка сада в определенное время, у.е.; P_2 – помологический сорт плода; P_3 – дата съема, дни; P_4 – время хранения, дни; P_5 – активность фермента каталазы, мгО₂; P_6 – площадь повреждения (гниль), см²; P_7 – площадь поражения физиологическими заболеваниями (загар), см²; P_8 – степень зрелости, балл; P_9 – цвет плода, у.е.

Эти исходные данные в той или иной мере характеризуют диагноз качества плодов. Исходные данные формируются в матрицу

$$P = [P_1 P_2 P_3 P_4 P_5 P_6 P_7 P_8].$$

Для прогнозирования выбрали многослойную сеть прямой передачи с заданными функциями обучения и настройки, которые используют метод обратного распространения ошибки.

Выбор алгоритма прогнозирования осуществлялся следующим образом. На первоначальном этапе представим входные данные P , PS (2) и полученные результаты W , WS , B_1 (коэффициенты веса и смещения) в результате прогнозирования в виде матриц (3), где

n – индексы строк в матрицах P и PS ,

m – индексы столбцов матрице P ,

s – индексы нейронов входного слоя в матрицах W , WS и B_1 .

$$P = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & \dots & P_{1m} \\ P_{21} & P_{22} & \dots & P_{2m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ P_{n1} & P_{n2} & \dots & P_{nm} \end{bmatrix}, \quad PS = \begin{bmatrix} PS_{11} \\ PS_{21} \\ \dots \\ PS_{n1} \end{bmatrix}, \quad W = \begin{bmatrix} W_{11} & W_{12} & \dots & W_{1s} \\ W_{21} & W_{22} & \dots & W_{2s} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ W_{s1} & W_{s2} & \dots & W_{sm} \end{bmatrix}, \quad WS = \begin{bmatrix} WS_{11} \\ WS_{21} \\ \dots \\ WS_{s1} \end{bmatrix}, \quad (2)$$

$$B_1 = \begin{bmatrix} B_{11} \\ B_{21} \\ \dots \\ B_{s1} \end{bmatrix} \quad (3)$$

Как видно из структурной схемы входного слоя нейросети (рис. 2) каждый элемент вектора входа соединен со всеми входами нейронов и это задается матрицей весов W ; при этом каждый

s-й нейрон включает суммирующий элемент, который складывает полученное произведение коэффициента веса и элемента вектора входа со смещением B_{s1} , формируя при этом выход Net_n .

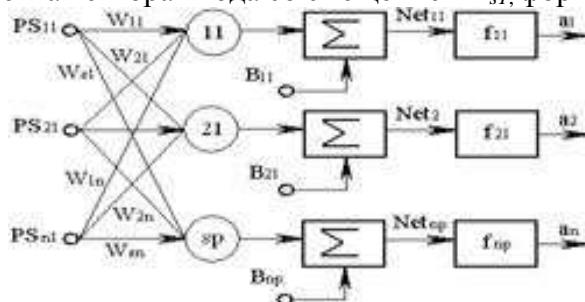


Рис. 2. Структурная схема входного слоя нейросети

Уравнение нейронов входного слоя имеет следующий вид:

$$Net_n = PS_{n1} \cdot W_{1n} + PS_{n2} \cdot W_{2n} + \dots + PS_{nj} \cdot W_{(j+1)n} + B_{s1} \quad (4)$$

Результирующая сумма Net_n является аргументом функции активации f_1 , выходом которой является a_n . Во входном слое нейронной сети чаще всего используется сигмоидальная логистическая функция активации (ФА) или ФА гиперболического тангенса f_1 .

$$a_n = \frac{2}{1 + \exp(-2 \cdot Net_n)} - 1 = \frac{2}{1 + \exp(-2 \cdot (B_{s1} + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^s PS_{ij} \cdot W_{(j+1)i}))} - 1 \quad (5)$$

Как видно из структурной схемы выходного слоя нейронной сети (рис. 3) каждый элемент вектора входа a_n соединен со входом нейрона и это задается матрицей весов WS ; при этом нейрон включает суммирующий элемент, который складывает полученное произведение коэффициента веса и элемента вектора входа со смещением B_2 , формируя при этом выход Net_r .

Результирующая сумма Net_r является аргументом функции активации f_2 , а выходом функции активации является A . Во входном слое нейронной сети используется линейная функция активации f_2 .

Уравнение выходного слоя имеет следующий вид:

$$A = B_2 + a_1 \cdot WS_{11} + a_2 \cdot WS_{21} + \dots + a_n \cdot WS_{(n+1)1} \quad (6)$$

Наряду с выбором нейронной сети возникает необходимость использования таких методов и алгоритмов обучения, которые позволят при ее обучении снизить среднеквадратичную ошибку до минимума. Немаловажным фактором будет являться освещение таких вопросов, которые будут касаться выбора функций активаций и их влияния на изменение среднеквадратичной ошибки. Рассмотрим функцию обучения `trainlm` для нейронной сети `newff` (рис. 4).

Функция `trainlm` обучает нейронную сеть, используя алгоритм Левенберга-Марквардта [1, 2]. Как видно из рис. 4 среднеквадратичная ошибка уменьшается и время, затраченное на обучение нейронной сети, по сравнению с другими функциями обучения невелико.

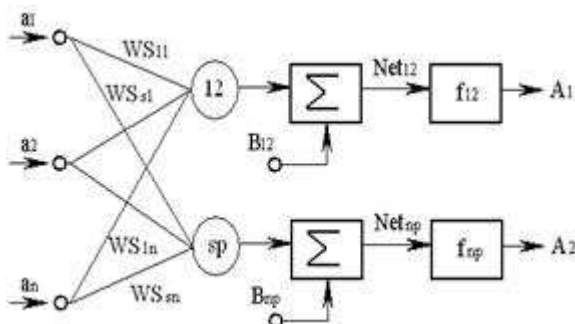


Рис. 3. Структурная схема входного и выходного слоев нейросети

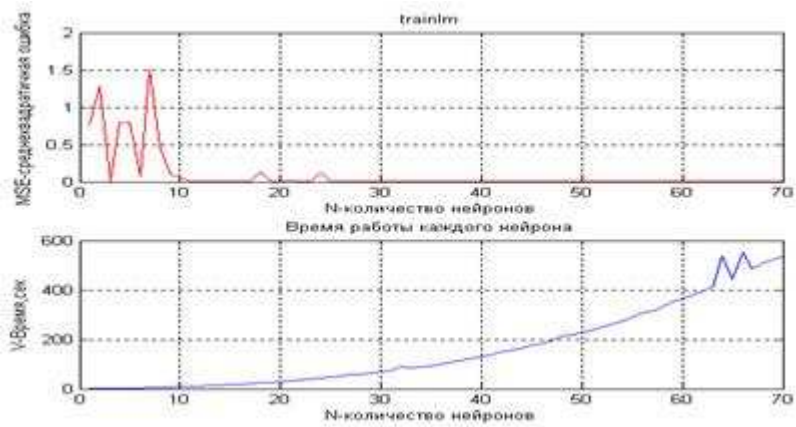


Рис. 4. Изменение среднеквадратичной ошибки при использовании функции обучения trainlm

Проанализировав все возможные алгоритмы обучения нейронных сетей (табл. 1), пришли к выводу, что приведенный выше алгоритм является наиболее эффективным, дающим при обучении нейронной сети наименьшую среднеквадратичную ошибку. Результаты оптимизации алгоритмов обучения представлены в табл. 1.

Рассмотрим немаловажный фактор – подбор оптимальных функций активаций входного и выходного слоев. На рис. 5 приведены различные варианты использования функций активаций в выбранной нами нейронной сети.

Таблица 1

Результаты оптимизации

Наименование нейросети	Наименование функции обучения	Количество нейронов во входном слое	Минимальное значение среднеквадратичной ошибки
newff	traingdm	70	1,1835
	traingd	70	0,7794
	traingda	70	0,396
	traingdx	70	0,1382
	trainrp	70	0,0192
	trainoss	70	0,0061
	traingcf	70	0,0033
	traingcp	70	0,0032
	traingcg	70	0,0031
	traingcb	70	0,0022
	trainbfg	70	0,0005
	trainbr	70	0,0001
trainlm	70	$5,487 \times 10^{-9}$	

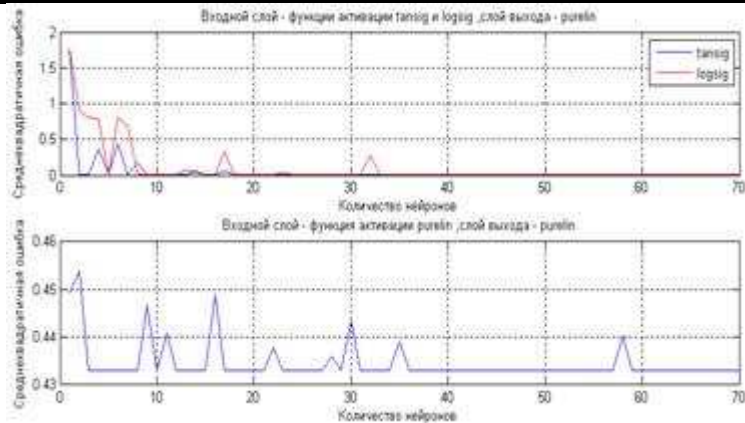


Рис. 5. Использование во входном слое нейронной сети функций активаций tansig, logsig, purelin и на выходе purelin

Как видно из рис. 5. наиболее оптимальным для снижения среднеквадратичной ошибки будет являться использование во входном слое нейронной сети функции активации *tansig* или *logsig* и на выходе *purelin*.

Выводы

1. Применение алгоритма (б) для заданной базы данных позволит осуществлять процесс прогнозирования с использованием различных пакетов прикладных программ.
2. Оптимизация структуры нейронной сети позволит прогнозировать оптимальные сроки съема урожая с минимальной среднеквадратичной ошибкой.

Список литературы

1. Медведев, В.С. Нейронные сети. Matlab 6 / В.С. Медведев, В.Г. Потемкин, под общ. ред. к. т. н. В.Г. Потемкина. – М. : Диалог – Мифи, 2002. – с. 370–373.
2. Оссовский, С. Нейронные сети для обработки информации / С. Оссовский, пер. с польского И.Д. Рудинского. – М. : Финансы и статистика, 2002. – с. 65–67.

Optimization of Neuron Network Structure for Fruit Quality Forecasting

D.V. Drozdov

Michurinsk State Agrarian University, Michurinsk

Key words and phrases: neural networks; fruits; forecasting; storage.

Abstract: The paper presents the results of the examination of neural network structure; its optimal parameters are selected to reduce instruction mean square error. The produced results of the neural network structure optimization can be used for designing process control system for fruit gathering.

© Д.В. Дроздов, 2009