

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ КАЧЕСТВА ПЛОДОВ С ПРИМЕНЕНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

А.С. Гордеев, Д.В. Дроздов

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

Рецензент А.И. Завражнов

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

Аннотация: Разработана система прогнозирования, позволяющая учитывать основные факторы без ограничения объема входных данных. Данный метод и программа могут быть использованы для построения систем управления технологическим процессом уборки яблок.

Большое влияние на потери плода оказывает исходное качество закладываемой на хранение продукции. При организации уборочных работ следует учитывать тот факт, что продукция при созревании меняет свои качественные характеристики, и скорость созревания на каждом участке различна. Это приводит, в конечном счете, к неупорядоченной организации уборочных работ и закладке на хранение плодов с низкой лежкоспособностью, что увеличивает их потери.

Для снижения потерь необходимо учитывать динамику созревания урожая по каждому помологическому сорту, кварталу и прогнозировать оптимальное время уборки плодов для закладки их на хранение. Это можно реализовать при помощи специальной системы управления уборочным процессом.

В последнее время в связи с развитием технологий искусственного интеллекта при прогнозировании качества и оптимального времени уборки плодов все большее внимание уделяют искусственным нейронным сетям (ИНС).

Теория нейронных сетей возникла из исследований в области искусственного интеллекта, а именно из попыток воспроизвести способность нервных биологических систем обучаться и исправлять ошибки, моделируя низкоуровневую структуру мозга.

Гордеев А.С. – доктор технических наук, профессор кафедры «Электрификация и автоматизация сельского хозяйства» МичГАУ; Дроздов Д.В. – аспирант кафедры «Электрификация и автоматизация сельского хозяйства» МичГАУ, г. Мичуринск.

Искусственные нейронные сети основаны на простой биологической модели нервной системы человека.

Нервная система человека, построенная из элементов, называемых нейронами, очень сложна – около 10^{11} нейронов участвуют примерно в 10^{15} связях между собой. Уникальной способностью нейрона нервной системы человека является прием, обработка и передача электрохимических сигналов по нервным сетям. Искусственная нейронная сеть по аналогии с нервной системой человека также составляется из множества простых элементов, действующих параллельно. Функции нейронной сети в значительной степени определяются связями между элементами.

В отличие от классического получения прогноза, основанного на аналитическом представлении зависимостей, в нейронных сетях имеется возможность:

- поэтапного накопления исходных данных;
- быстрого получения результата;
- уточнения результатов по мере получения новых данных (обучение с учителем).

Нейронную сеть можно обучать для выполнения конкретной функции, регулируя значения коэффициентов (весов) связи. Рассмотрим общие черты нейронной сети.

Основу каждой нейронной сети составляют относительно простые, в большинстве случаев – однотипные, элементы (ячейки), имитирующие работу нейронов мозга.

Под нейроном будем понимать искусственный нейрон, то есть ячейку нейронной сети. Каждый нейрон характеризуется своим текущим состоянием по аналогии с нервными клетками головного мозга, которые могут быть возбуждены или заторможены. Он обладает группой синапсов – односторонних входных связей, соединенных с выходами других нейронов, а также имеет аксон – выходную связь данного нейрона, с которой сигнал (возбуждения или торможения) поступает на синапсы следующих нейронов. Общий вид нейрона приведен на рис. 1.

Каждый синапс характеризуется величиной синаптической связи или ее весом w_i , который по физическому смыслу эквивалентен электрической проводимости.

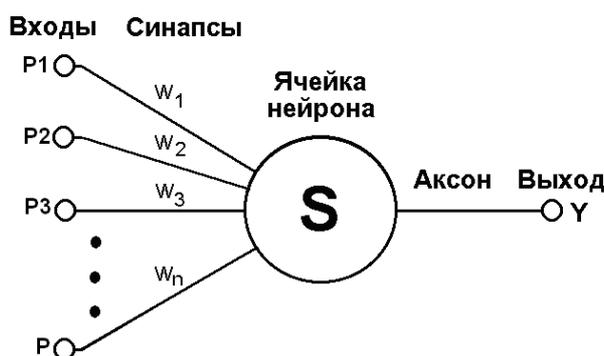


Рис. 1. Искусственный нейрон

Текущее состояние нейрона определяется, как взвешенная сумма его входов:

$$S = \sum_{i=1}^n P_i W_i . \quad (1)$$

Выход нейрона есть функция его состояния:

$$Y = F(A) . \quad (2)$$

Основная привлекательность применения ИНС для задач прогноза 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. Потери в общем случае можно представить в форме

$$P = f(P1 P2 P3 P4 P5 P6 P7 P8),$$

где P1 – помологический сорт плода; P2 – дата съема, дни; P3 – время хранения, дни; P4 – активность каталазы, мгО₂; P5 – пятна гнили, см²; P6 – загар; P7 – степень зрелости, балл; P8 – величина сигнала прибора, предназначенного для прогнозирования качества (в случае необходимости). Исходные данные формируются в матрицу $A = [P1 P2 P3 P4 P5 P6 P7 P8]$. Данные для матрицы получаем в процессе экспериментальных исследований в садах МичГАУ с 2006 по 2007 годы.

При этом функция влияния входного параметра на выходной результат может быть какой угодно сложной (нелинейной, нестационарной). Общий вход системы ИНС служит для направления данных на вход конкретной ИНС, предназначенной для соответствующей прогнозируемому случаю ситуации.

Пример программы Doom.m предназначен для прогнозирования качества сельскохозяйственной продукции. Эта программа реализована в программном пакете Matlab 7 (Neural Network Toolbox).

В качестве выходного параметра целесообразно использовать величину пятен повреждений или каталазу (рис. 2).

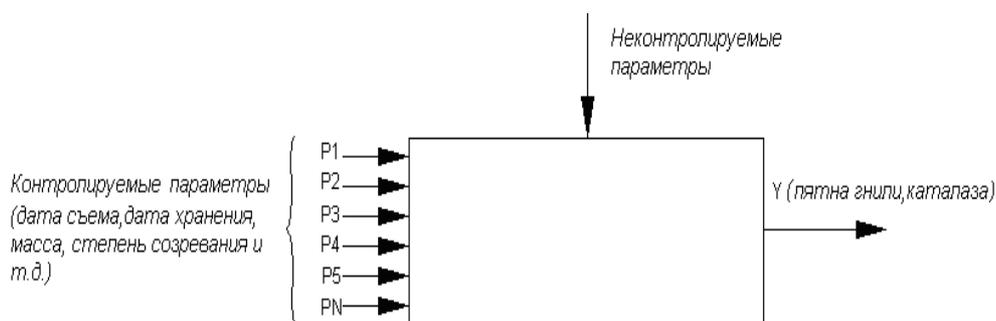


Рис. 2. Параметры входа и выхода сети

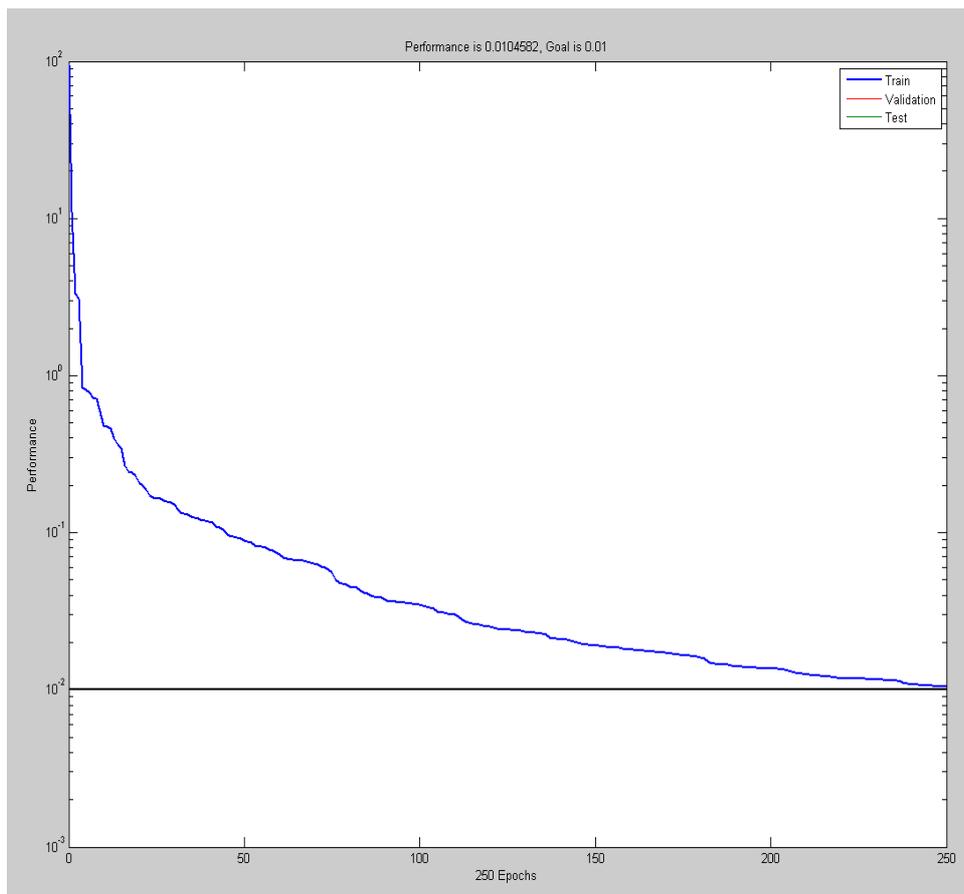


Рис. 3. Ошибки прогнозирования при обучении сети

В процессе обучения сети Net, при помощи оператора train, был получен график ошибок, минимум которого соответствует 1 % от выходной величины обучаемой выборки (рис. 3).

На рис. 4 рассмотрены веса входного слоя обученной нейронной сети.

При прогнозировании на вход программы подается набор конкретных входных параметров S Ds Di Pg K Sz Sig, а на выходе получаем величину потерь или пятен.

На рис. 5 приведены прогнозируемые потери плодов в зависимости от времени хранения $K = f(t)$ для двух помологических сортов: P1 – Синап, P2 – Мартовская.

Если задать конкретную величину времени хранения $t = 40$ дней, то получим прогноз по потерям $K = 5,3$ мг O_2 .

Время прогнозирования по одной реализации составляет 30 секунд.

Выводы

1. Система прогнозирования позволяет учитывать основные факторы без ограничения объема входных данных.

2. Погрешность прогнозирования относительно обучающей выборки составляет 1 %.

3. Данный метод и программа могут быть использованы для построения систем управления технологическим процессом уборки яблок.

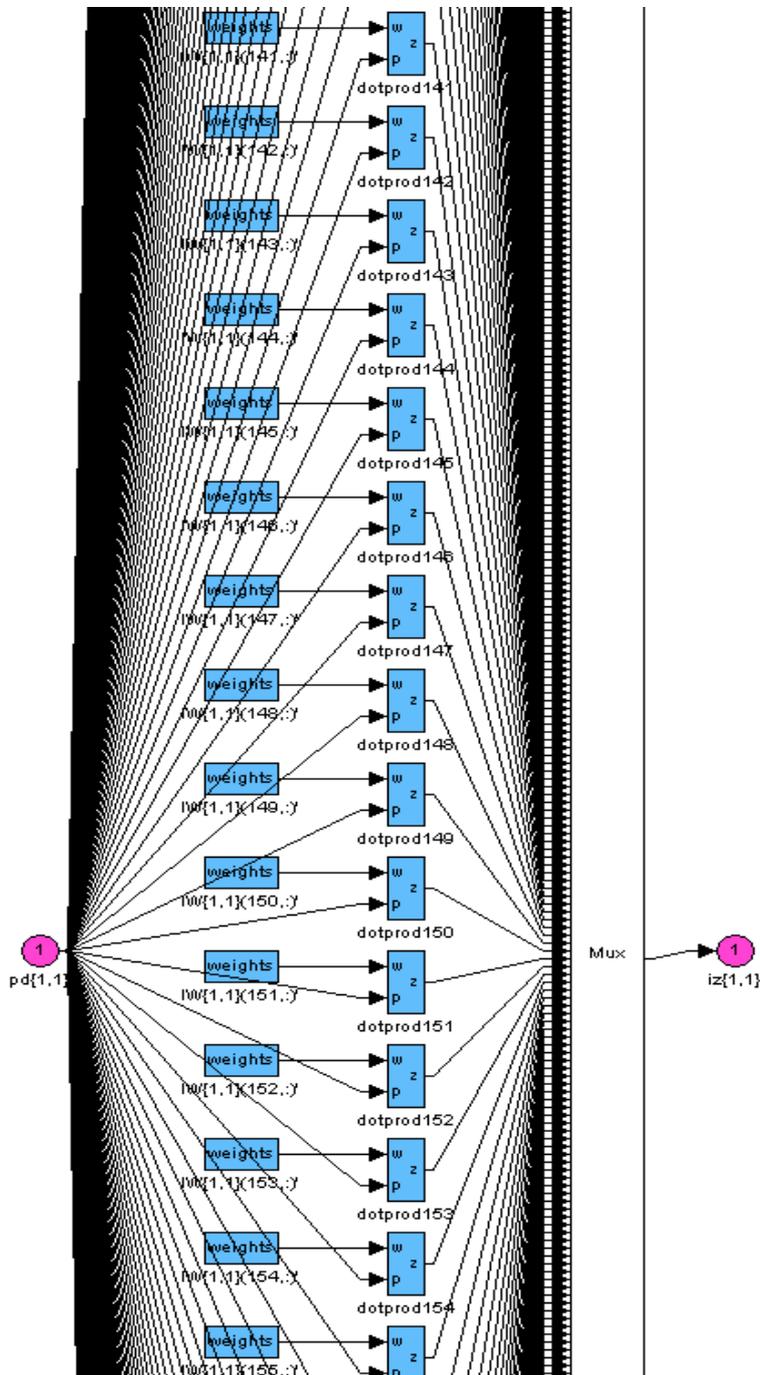


Рис. 4. Веса входного слоя нейронной сети

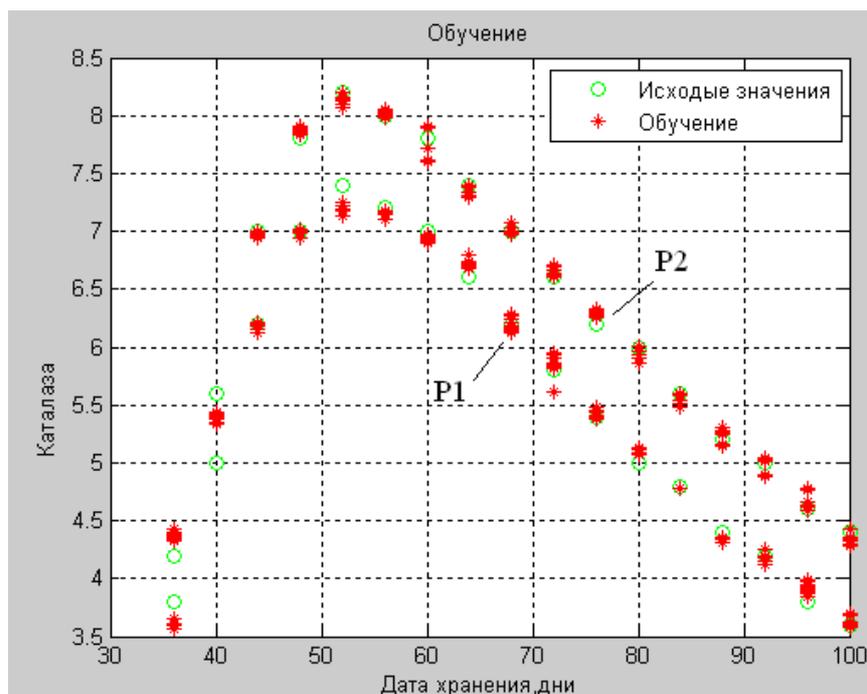


Рис. 5. Обучение:
 ○ – исходные значения; * – обученные

Список литературы

1. Горбань, А.Н. Нейронные сети на персональном компьютере / А.Н. Горбань, Д.А. Россиев. – Новосибирск : Наука, 1996. –276 с.
2. Загоруйко, Н.Г. Прикладные методы анализа данных и знаний / Н.Г. Загоруйко. – Новосибирск : Изд-во Ин-та математики, 1999. – 270 с.
3. Хайкин, С. Нейронные сети : полный курс / С. Хайкин. – М. : ООО И.Д. Вильямс, 2008. – 1104 с.

Forecasting of Fruit Quality through Neuron Networks

A.S. Gordeev, D.V. Drosdov

Michurinsk State Agrarian University, Michurinsk

Key words and phrases: storage life; neuron networks; fruit; devices; forecasting; storage.

Abstract: Forecasting system enabling to take into account the main factors unlimited by input data is developed. This method and the program can be applied to designing the management system of apple harvesting.

© А.С. Гордеев, Д.В. Дроздов, 2008