



Э.С. Константинов, З.М. Гизатуллин

## ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ЭЛЕКТРОМАГНИТНЫХ ПОМЕХ НА ОСНОВЕ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

(Казанский национальный исследовательский технический университет  
им. А.Н. Туполева-КАИ)

В настоящее время жизнь человека окружают искусственно созданные электрические и магнитные поля. Соответственно, проблемы электромагнитных помех (ЭМП) становятся более видимыми в процессе проектирования электронных систем. ЭМП представляет собой внешнее или внутреннее электромагнитное явление, которое может оказать негативное влияние на качество работы технических средств [1].

После стадии проектирования и изготовления устройства необходимо оценить его максимальное электромагнитное излучение, чтобы определить удовлетворяет ли нормативным требованиям ЭМП. Сам процесс прогнозирования электромагнитных помех без эффективного способа занимает много времени [2]. Поэтому предлагается применить искусственные нейронные сети (ИНС), которые смогут предсказать максимальное значение излучения от печатных плат (ПП). ИНС является моделирующей структурой, состоящая из простых биологических процессов, аналогичных происходящих в работе мозга человека.

Модель искусственной нейронной сети состоит из входного слоя, нескольких скрытых слоев и выходного слоя, как показано на рисунке 1, где каждый слой содержит несколько нейронов, которые полностью связаны с нейронами следующего соседнего слоя с помощью весов [3].

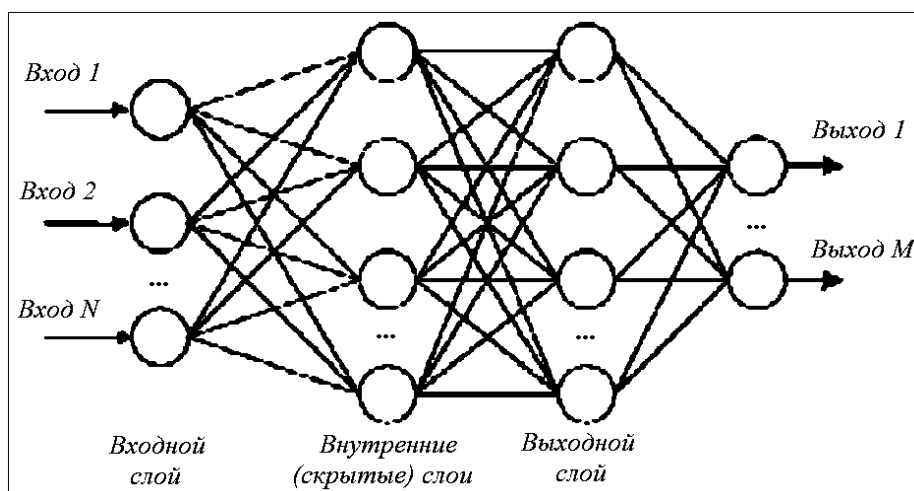


Рис. 1. Структура искусственной нейронной сети

Рассмотрим важные этапы процесса и разработки модели искусственной нейронной сети. Первым шагом является предварительная обработка наборов данных: учитывая, что характеристики собранных наборов данных имеют раз-



ные размеры и единицы измерения, то сначала необходимо их нормализовать, чтобы имели одинаковый порядок величины. Нормализация функций представляет собой дополнительное преимущество в виде повышения точности модели ИНС и ускорения процесса ее обучения.

Второй шаг — это перестановка и компоновка наборов данных. Перед обучением модели нормализованные обучающие наборы данных следует перемешать случайным образом, чтобы получить хорошие характеристики прогнозирования и повысить способность модели ИНС к обобщению. Затем перестроенные наборы данных будут обучаться партиями, что дает преимущества в достижении более низких требований к памяти и ускорении скорости обучения.

Затем на третьем этапе происходит обучение и проверка искусственной нейронной сети. Модель изучает целевую функцию с обучающими наборами данных, в то время как наборы данных проверки используются для непрерывной настройки весов для достижения большей точности. Если в данном процессе не наблюдается изменение данных параметров, то необходимо улучшить как наборы данных, так и структуру сети, перед этим очистив наборы данных и изменив модели ИНС. Если потери в обучении и в процессе приведения доказательства уменьшаются одновременно, нейронная сеть все еще находится в процессе непрерывного обучения. Когда заданная точность достигается, то модель сети завершает процесс обучения. В противном случае продолжает обучаться и проверять ИНС до максимального количества итераций.

Четвертый шаг представляет собой тестирование модели ИНС. Тестовые наборы данных, среднеквадратичная ошибка, индикатор точности прогноза используются для проверки оценки производительности модели нейронной сети после обучения. Надо учесть, что единица среднеквадратичной ошибки согласуется с исходными данными, которые могут более точно отражать точность модели, чем другие индикаторы.

На пятом этапе прогнозируем излучение электромагнитной помехи. Формирование входных данных для параметра модели должны соответствовать входной матрице ИНС. После этого изучение ЭМП может быть точно и быстро получено обученной моделью нейронной сети [4].

В глубоком обучении разные оптимизаторы, используемые в алгоритме обратного распространения, по-разному приводят к поиску точных результатов прогнозирования, каждый с разной скоростью сходимости в процессе обучения и точностью модели ИНС. В дополнение к обычному оптимизатору градиентного спуска оптимизатор момента включает параметр импульса, который может накапливать информацию о градиенте для ускорения процесса обучения. Как например оптимизатор Adaptive Moment Estimation сочетает в себе алгоритм градиентного спуска и параметр импульса и может адаптивно регулировать скорость обучения, чтобы обеспечить относительно стабильный процесс обучения.

Кроме того, скорость обучения является еще одним из важных параметров искусственной нейронной сети. Это размер шага, взятый на каждой итерации, который контролирует прогресс обучения модели нейронной сети. Если



скорость обучения мала, процесс обучения будет медленно сходиться и увеличивать время обучения. Кроме того, небольшая скорость обучения может также вызвать переобучение, что означает, что модель будет запоминать только наборы данных, а не изучать целевую функцию между структурными параметрами и излучением электромагнитных помех. И наоборот, если скорость обучения велика, хотя процесс обучения будет быстрым, это может вызвать несоответствие и недооценку модели.

Таким образом, применение искусственной нейронной сети для задачи прогнозирования излучения электромагнитных помех вполне реально. Так как в первую очередь преимуществами является низкая стоимость вычислений и небольшое использование памяти, а также достижение хорошей точности.

### Литература

1. Гизатуллин З.М. Физическое моделирование помехоустойчивости электронных средств при электромагнитном воздействии промышленных макроисточников / З.М. Гизатуллин, М.Г. Нуриев, Р.М. Гизатуллин // Радиотехника и электроника. - 2018. - №1. - С. 97-102.
2. Augustyniak L.K. Lightning overvoltages in wiring systems of the building / L.K. Augustyniak // Электромагнитная совместимость и электромагнитная экология: Сб. науч. докл. IV Междунар. симпозиума. СПб. 2001. - С. 78-81.
3. Редько В.Г. Эволюция, нейронные сети, интеллект: Модели и концепции эволюционной кибернетики / В.Г. Редько. – М. : Ленанд, 2015. - 224 с.
4. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика / Ф. Уоссермен. – М. : Мир, 1992. - 236 с.

Е.А. Корнилов, И.В. Лёзина

## АВТОМАТИЗИРОВАННАЯ СИСТЕМА КОЛОРИЗАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ МНОГОСЛОЙНЫМ ПЕРСЕПТРОНОМ С ПРИМЕНЕНИЕМ АЛГОРИТМОВ НАЧАЛЬНОЙ ИНИЦИАЛИЗАЦИИ ВЕСОВЫХ КОЭФФИЦИЕНТОВ

(Самарский университет)

Научно-технический прогресс не стоит на месте, появляются новые методы и системы, которые упрощают процесс жизнедеятельности человека. Одним из направлений, представляющим наибольший интерес, является моделирование нейронных сетей. С помощью них уже решаются большинство задач, например, распознавание лиц, анализ рынков и т.д. Функционал нейронных сетей также используется и в творческой сфере, а именно при колоризации изображений. Теперь появилась возможность автоматизировать процесс раскрашивания изображений в серых оттенках.

Условно сам процесс колоризации состоит из двух этапов: выделение первичных признаков или сегментация изображения и колоризация зон, получившихся на первом этапе, нейронной сетью.