

РАЗДЕЛ 3. ФИНАНСОВО-КРЕДИТНЫЕ ОТНОШЕНИЯ И БУХГАЛТЕРСКИЙ УЧЕТ

М. Ансари, А. Н. Кузьминов, Н. Е. Попов

НЕЙРОСЕТЕВЫЕ МЕТОДЫ ПРОЕКТИРОВАНИЯ СТРУКТУРНО-ВИДОВОГО РАЗНООБРАЗИЯ ПРОДУКЦИИ И ПРОИЗВОДСТВА (ОБЗОР ПОДХОДОВ)

Аннотация

Целью исследования, представленного в статье, является выявление, на основе обзора ключевых публикаций, функциональных параметров оптимизации нейросетевых моделей производственного процесса, а также обоснование ценологического подхода для их интеграции в форме гибридного подхода в экосистемных аналогиях. Методологическая база предусматривает эмпирический анализ выявленных на основе логической аргументации основных научных идей в данной области, проведение их критического анализа, а также выявление взаимосвязей рассматриваемой проблемы с использованием ценологического подхода и аргументации технологии редукции сложности.

Результатами исследования являются выявленные достоинства и недостатки существующих подходов, а также обоснование в качестве основы формирования новой концептуальной модели преодоления проблем сложности при реализации процессов нейросетевого моделирования производственной программы положений техноценологической парадигмы. Перспектива исследований представляет возможность внести вклад в рассматриваемую научную область, а содержательная программа исследований и предложения станут основой для других исследователей в формировании и продвижении новых идей в исследовании закономерностей функционирования и развития сложных систем в экономике, технике и социуме.

Ключевые слова

Нейросетевое моделирование, видовое разнообразие, производство, сложность, техноценоз, обзор.

M. Ansari, A. N. Kuzminov, N. E. Popov

NEURAL NETWORK METHODS FOR DESIGNING THE STRUCTURAL AND SPECIES DIVERSITY OF PRODUCTS AND PRODUCTION (REVIEW OF APPROACHES)

Annotation

Aim of study of article is to identify, based on a review of key publications, functional parameters of optimization of neural network models of production process, as well as to substantiate a cenological approach for their integration in the form of hybrid approach in ecosystem analogies. Methodological base research foresees empirical analysis of identified on the basis of logical argumentation the main scientific ideas in this area, carrying out their critical analysis, as well as identifying the relationship of problem under consideration with using the cenological approach and argumentation of technology complexity reduction.

Results of research are revealed advantages and shortcomings of existing approaches, as well as justification as a basis formation of new conceptual model for overcoming problems difficulties in implementation of neural network modeling processes the production program of provisions of technocenological paradigm. Research perspective presents an opportunity to contribute to scientific field under consideration, and substantial program research and suggestions will form the basis for other researchers in formation and promotion of new ideas in study of patterns the functioning and development of complex systems in economy, technology and society.

Keywords

Neural network modeling, species diversity, production, complexity, technocenosis, overview.

Введение

Современная продукция и производственные системы стали более сложными, что обусловило, в свою очередь, усложнение проектирования, производства и последующей реализации, актуализируя потребность научного поиска в области моделей управления указанными процессами в статике и динамике. Решение данной проблемы рассматривается с позиций технологического и продуктового моделирования, и, на наш взгляд, в основе многочисленных подходов лежат инструменты, которые условно можно назвать техниками редукции сложности, что позволяет осуществлять обобщения с позиций достижения указанной задачи.

В статье объектом анализа является совокупность междисциплинарных и отраслевых исследований закономерностей нейросетевого проектирования производственных систем, использующая классические статистические и вероятностные подходы, в том числе методы эволюционной динамики; теории системной координации, которые могут быть объединены в рамках общей научной парадигмы. Предметом анализа выступает интерпретационная модель познания процессов, явлений, объектов экономики, техники и социума, которая обеспечивает новое качество описания и интеграции, представляя собой эксплицитную форму характеризующих их закономерностей. Несмотря на значи-

тельное число публикаций и выполняемых грантов по данному направлению, интегративных обзоров недостаточно.

В статье рассматриваются основные подходы к проектированию, которые используют архитектуру искусственных нейронных сетей Хопфилда и их модификаций. В качестве ключевого функционала интеграции существующих подходов обосновано применение технoценoлогического подхода, обеспечивающего снижение числа управляемых параметров с учетом его фундаментальных закономерностей и ограничений, что позволит придать новый импульс развитию методов проектирования.

В результате стандартизированного анализа подходов выявлено, что именно термин «сложность» часто используется при описании современного производства, характеризуемого бизнеснеопределенностью (например, спроса и предложения) и неопределенностью, порождаемой разнообразием технологий, компонентов продукции и производственного процесса [2].

Отдельно рассматривается феномен управленческой неопределенности, который, как выявили еще в конце 90-х гг. Вендаль и Шольтиссек [3], опосредован практикуемой реструктуризацией, функциональной дезинтеграцией и децентрализацией управления, используемых для обеспечения необходимой гибкости в условиях перманентных изменений на рынке.

Несмотря на большое число публикаций понимание и измерение сложности в производственном менеджменте затруднено отсутствием единого представления и варьируется в зависимости от контекста [4]. С позиций качественного представления сложность чаще всего идентифицируется по уровням относительно рассматриваемого объекта, без соотношения к дизайну всего процесса или экономическим результатам. Например, известны исследования, демонстрирующие влияние сложности на основные характеристики производственной деятельности: производительность труда [5], эксплуатационные расходы [6], рентабельность [7] и качество [8].

Хотя негативное влияние сложности на производительность с управленческой точки зрения очевидно, связь между ними слабо формализована. Так, Макдаффи разработал различные меры сложности, связанные с продуктами и производственными системами для статистического обоснования негативного воздействия сложности на производительность, но эмпирические исследования не показали статистически значимые результаты [9].

В данном обзоре авторы исходят из представления о сложности, возникающей вследствие особенностей структурной и видовой конфигурации системы, в том числе рассматриваемой с позиции особенностей дизайна отдельного продукта или производства в целом, что опосредует возможность формализации сложности в границах эффективности (оптимальности), определяемой эмпирически, экспертным путем или на основе общесистемных математических ограничений.

Можно предположить, что высокое разнообразие продукции и технологий на современном предприятии, использующем различные виды сырья и полуфабрикатов, порождает сложность, которая подлежит моделированию и управлению с позиций корректировки структурно-

видовой ассортицы [10]. Особенность такого управления заключается в эффективном распределении ограниченных ресурсов и определении производственной конфигурации с учетом не экономических, а общесистемных ограничений и закономерностей. Решение такой задачи требует применения сложных математических инструментов, что в современных условиях обеспечивают технологии машинного анализа. Так, одним из перспективных подходов реализации данной технологии является использование искусственных нейронных сетей отдельно или в сочетании с другими методами. Искусственные нейронные сети представляют собой вычислительные структуры, которые реализуют упрощенные модели биологических процессов и являются привлекательными из-за их надежности, массивного параллелизма и способности к обучению. Рассмотрим далее некоторые из таких подходов с позиций перспектив реализации задачи структурно-видовой оптимизации продуктов и производственных процессов при проектировании (планировании) производственной программы.

Планирование является одной из наиболее важных функций в производстве. Оно обеспечивает распределение доступных производственных ресурсов в течение времени для удовлетворения некоторого набора критериев производительности. Как правило, проблема планирования включает в себя поиск требований, которые должны быть выполнены, где каждое из них включает в себя набор конкретных операций, ресурсов и материалов [11]. Известно, что задача планирования, которая принадлежит классу задач оптимизации ограничений, является *NP*-трудной [12].

В последние десятилетия для моделирования и решения задач планирования были предложены различные методы: математическое программирование, правила диспетчеризации, экспертные системы и поиск ограничений.

Искусственные нейронные сети (ИНС) могут быть отнесены к категории инструментов, сочетающих перечисленные методы, основанные на локальном поиске, включая моделируемый поиск, методы очистки от информационного шума, управляемые локальные методы итераций, исключений, расчета пороговых значений и поиск существенных переменных [13]. С точки зрения моделирования они представляют собой математические аналогии биологических систем, которые решают сложные когнитивные и вычислительные задачи и состоят из множества нелинейных взаимосвязанных процессорных элементов, которые аналогичны нейронам, соединены весами, аналогичными синапсам.

Современная эра нейрокомпьютинга началась с работы МакКаллоха и Питтса (1943) [14], в которой была предложена первая математическая модель одного биологического нейрона, привлекая внимание исследователей из различных дисциплин, таких как: инженерия, физика, математика, информатика и медицина. В последние годы она стала популярна в различных реальных приложениях, включая прогнозирование и планирование, приближение функций, кластеризация, распознавание и синтез речи, распознавание и классификацию образов и многие другие.

В любых исследованиях ИНС привлекают внимание к себе из-за их особых характеристик, к которым можно отнести:

- возможность анализа сложных взаимосвязей между входными и выходными переменными, которые трудно или невозможно аналитически описать;
- более низкую трудоемкость;
- использование сети обратного распространения, что обеспечивает непрерывный поиск оптимальных входных значений;
- расширенный спектр средних значений параметров, выступающих в

качестве некоторого «правила планирования»;

- применение инструментов типа «ветвления и связывания» или других расширенных методов снижает необходимость перепланирования в случае изменений внешних параметров;

- возможность учета конкурентных векторов развития системы [15].

В последние годы, помимо преимуществ параллелизма, обучения, способности к обобщению, нелинейности и устойчивости, выявлены также и ограничения ИНС, такие как: необходимость согласования с локальными минимумами, использование процедур определения параметров проб и ошибок, длительное время обучения. Чтобы компенсировать указанные недостатки, были предложены гибридные системы, в которых ИНС объединены с традиционной эвристикой, эволюционными алгоритмами или различными оптимизационными подходами.

Наиболее распространенные формы ИНС, которые состоят из полностью связанной сети нейронов, способных выполнять вычислительные задачи, были представлены Хопфилдом [16]. Используя нейроны бинарного состояния и стохастический алгоритм для обновления, эта сеть применяется в качестве адресуемой памяти содержимого моделирования, которая позволяет вызывать данные на основе степени сходства между входными данными и стандартными шаблонами. В более поздней работе Хопфилд предложил детерминированную модель, основанную на непрерывных нейронах [17].

Массивный параллелизм и удобная аппаратная реализация сетевой архитектуры являются одними из важнейших преимуществ сетей Хопфилда. Архитектура сети Хопфилда с тремя обрабатывающими элементами (нейронами) показана на рисунке 1. В этой однослойной сети каждый нейрон связан с другими нейронами, но ни один нейрон не имеет связи с самим собой.

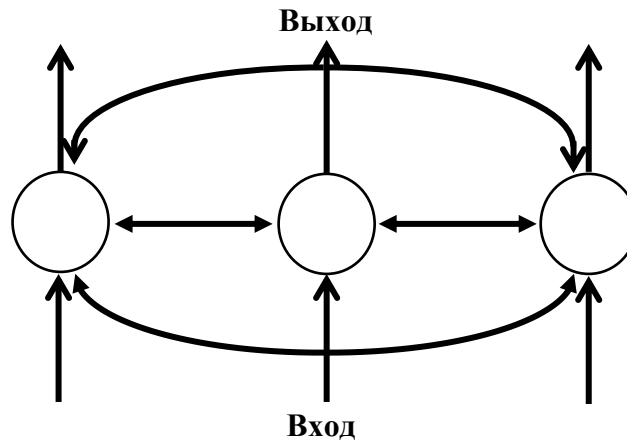


Рисунок 1 — Архитектура сети Хопфилда

Идея использования ИНС для решения проблем *NP* — сложной оптимизации была впервые предложена в работе для решения т. н. «задачи коммивояжера» [18]. В ней показано, что задача оптимизации может быть представлена энергетической функцией, то есть сеть, которая может использоваться для минимизации параметров и обеспечения оптимального (почти оптимального) решения.

Успех в применении нейронных сетей побудил многих исследователей процессов планирования. Фу и Такефуджи использовали двумерную сеть Хопфилда типа матрицы нейронов с $m_{\text{млн}}+1$ строки $n_{\text{млн}}$ столбцов, где m и n — количество машин и количество рабочих мест, соответственно, для сопоставления задачи планирования распределения продукции [19]. Чтобы найти глобальные минимумы энергетической функции, которая представляет целевую функцию задачи, применяется имитационный отбор, который является методом стохастической оптимизации и использует алгоритм «стохастического подъема в гору» с добавленной возможностью уйти от локальных минимумов в пространство состояний, в котором обычные методы обычно оказываются в «расчетной ловушке» [20].

Однако данная методология дает «почти оптимальные решения», но не оптимальные. Поэтому чтобы получить

лучшие результаты и уменьшить количество нейронов, предложена целочисленная сеть линейного программирования в качестве расширений исходной сети Хопфилда [21].

В связи с указанными проблемами в решении задач оптимизации были предложены другие модификации, обеспечивающие сходимость значений, например, за счет интеграции инструментов стохастичности, таких как: «машина Больцмана», «машина Гаусса», «машина Коши» и методы «отбора среднего».

В таблице 1 приведены основные характеристики перечисленных подходов, основанных на сетях типа Хопфилда. Перечисленные подходы объединяет высокое число ограничений, прежде всего связанных с ростом числа анализируемых данных. Решение проблем планирования в этом случае приведет к высокой вариативности результата. Не существует точного метода, который гарантирует глобальное оптимальное решение. Даже если оно будет достигнуто, это потребует неоправданного количества времени для вычислений. Кроме того, проведено мало исследований для сравнения производительности сетей Хопфилда и его расширений с характеристиками наиболее известных эвристик или метаэвристик. Таким образом, мы считаем, что данное направление будет еще активно развиваться.

**Таблица 1 — Характеристики сетей типа Хопфилда
в производственном планировании**

Цель использования	Тип планирования	Характеристики и особенности	Область применения	Автор(ы)
Сеть Хопфилда				
Минимизация суммы времени начала последней операции каждого задания	Статическое	Стохастическая сеть типа TSP. Невозможно решить задачи большого масштаба	Планирование продаж	Foo и Takefuji [16]
Минимизация общего времени запуска всех операций	Статическое	Задача целевого программирования. Не подходит для больших задач	Планирование продаж	Ван Хулле (1991) [38]
Расширенная сеть Хопфилда				
Минимизация суммы всех времен начала последней операции каждого задания	Статическое	Имеет линейную энергетическую функцию. Количество требуемых нейронов и взаимосвязей уменьшено	Планирование продаж	Чжоу и соавт. (1991) [40]
Минимизация общего фактического времени потока	Статическое	Стохастическая нейронная сеть (модель машины Гаусса)	Планирование работы одной машины	Arizono et al. (1992) [9]
Минимизация общей стоимости и времени, необходимых для выполнения всех заданий	Статическое и динамическое	3D-сеть (включает в себя время в качестве третьего измерения). Не подходит для больших задач	Планирование продаж	Ло и Баварский (1993) [27]
Минимизация общего простоя всех станков	Статическое и динамическое	Модель планирования основана на унифицированном алгоритме NN	Различные проблемы режима расписания и планирование JIT	Liansheng et al. (2000) [26]
Минимизация взвешенной суммы штрафов за преждевременность и опоздание	Статическое и динамическое	Связанная сеть	Проблема параллельного машинного планирования	Акйол и Байхан (2005) [7]

Другим распространенным типом сетей, используемых в приложениях планирования, является многослойный персептрон, т. е. сеть с прямой связью, включающая набор нейронов, соединенных взвешенными векторами. Он (персептрон) состоит из входного, одного или нескольких скрытых и выходного слоев. Сеть типа «обратного распространения», история разработки которой описана в работе Акйолы [22], направлена на преодоление некоторых недостатков сети Хопфилда, является сегодня одним из самых популярных алгоритмов для обучения ИНС.

Типичная сеть обратного распространения показана на рисунке 2. Веса сети случайным образом инициализируются перед началом обучения. Затем пара шаблонов, включая ввода и требуемого результата, применяются к сети. Посредством распространения через сеть слой за слоем набора выходных данных создаются фактические выходные значения, которые сравниваются с нормируемыми, а полученный сигнал ошибки (расхождения) становится основой для корректировки значений всей сети по особому алгоритму. Таким образом, разница между фактическим и желаемым выходом сводится к минимуму.

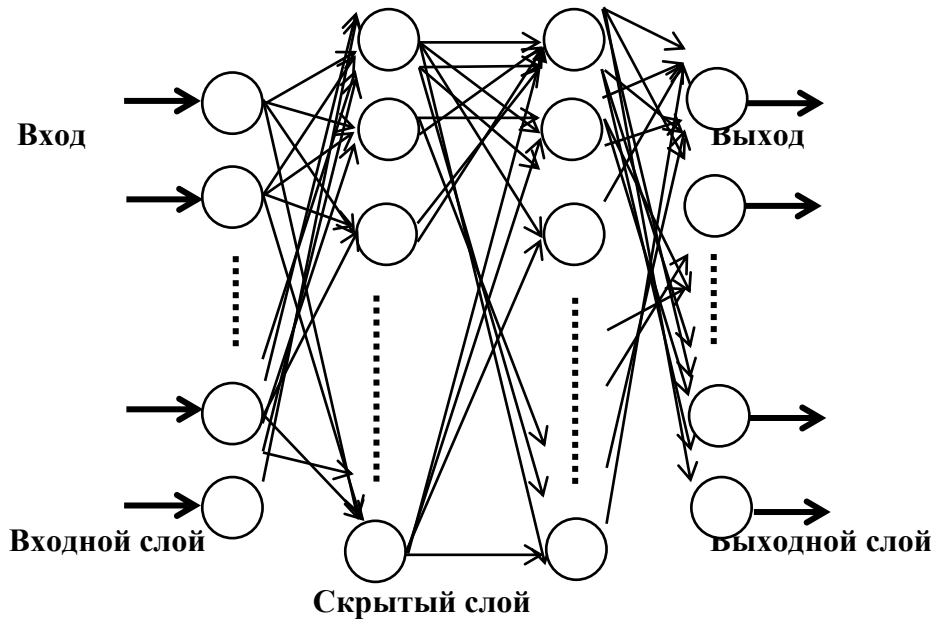


Рисунок 2 — Многослойный персептрон

Сети обратного распространения успешно используются при моделировании, классификации, прогнозировании, проектировании, управлении и распознавании образов. Улучшенные возможности обобщения по сравнению

с конкурирующими инструментами машинного обучения и простой механизм сделали их привлекательными для использования в производственном планировании (табл. 2).

Таблица 2 — Типы многослойных сетей в планировании производства

Цель использования	Тип планирования	Характеристики и особенности	Область применения	Автор(ы)
Многослойный персептрон				
Определение операционной политики для производственных систем (целевых показателей производительности)	Динамическое	Метамодель на основе нейронной сети. Подходит для сложных применений	Планирование продаж	Chryssolouris et al. (1991) [8]
Оценка графика производства	Динамическое	Методология агрегирования, которая использует нечеткие и четкие числа	Планирование продаж	Ча и Юнг (2003) [11]
Сеть обратного распространения				
Разработка интеллектуальной системы планирования и управления в реальном времени для рельсовых транспортных средств	Динамическое	Нейронная сеть представляет стратегию контроля материала. Превосходит статическую систему с более коротким временем потока	Планирование системы обработки материалов (планирование FMS)	Чен и соавт. (1999) [13]
Выбор наиболее подходящего правила планирования из нескольких предопределенных	Динамическое	Система управления производством на основе ANN. Объективный критерий может быть изменен между различными периодами контроля	Гибкая производственная ячейка	Арзи и Ярославич (1999) [10]
Выбор лучшего варианта дизайна в соответствии с приведенными мерами производительности	Динамическое	Метамодель на основе нейронной сети	Производственные системы	Sakar, Cil (2004) Хавьер [37]

Хотя популярность сетей обратного распространения значительно выросла в последние годы, все еще существуют некоторые проблемы с их применением. Эти сети обучаются с помощью техники поиска на основе градиента, которая имеет риск «застрять» в локальном оптимуме, где начальная точка весов соединения становится важной проблемой, препятствующей снижению вероятности попадания в локальный оптимум. Другая сложность, связанная со разработкой и использованием сетей такого типа, заключается в необходимости создания качественного обучающего набора, что занимает слишком много времени. Поэтому в последние годы производительность этих сетей пытаются улучшить, также комбинируя их с различными эвристиками или метаэвристиками.

Многие из недостатков ИНС побуждали исследователей объединить нейронные сети с различными вычисли-

тельными методами. В результате произошел взрывной рост успешного использования гибридных нейронных сетей в планировании. Такой интегрированный подход использует преимущества всех подсистем. Экспертная помогает сократить время обучения нейронной сети путем отдельного обучения подсетей, в то время как нейронная изучает и обрабатывает сложные взаимодействия.

Одним из основных недостатков, с которыми сталкиваются гибридные нейронные сети, является отсутствие у них возможности объяснения рассматриваемых явлений. Трудно объяснить, как сети приходят к итоговым решениям из-за сложного нелинейного отображения входных данных. В литературе применение методов машинного обучения для извлечения знаний о динамическом планировании признано лишь условно успешным. В таблице 3 приведены основные характеристики гибридных подходов.

Таблица 3 — Характеристики гибридных подходов в планировании производства

Цель использования	Тип планирования	Характеристики и особенности	Область применения	Автор(ы)
Адаптивное планирование и контроль	Динамическое	ANN распознают шаблоны планирования, а экспертные системы определяют стратегию вывода, контролируют производительность системы, автоматизируют процесс обучения ANN. Гибрид экспертных систем и нейронных сетей обратного распространения	FMS планирование / перепланирование проблемы	Рабело и Альптекин (1990) [35]
Минимизация общего взвешенного опоздания	Статическое	Алгоритм обратного распространения в сочетании с правилом очевидных опозданий	Планирование одной машины	Ким и соавт. (1995) [24]
Направлен на удовлетворение различных целей: минимизация среднего времени выполнения задания, длины очереди задания и т. д.	Динамическое	Интегрирует моделирование, нейронные сети, экспертные знания и правила диспетчеризации	Проблема перепланирования производства	Li et al. (2000) [27]
Включение расширения сети Хопфилда в GUESS	Статическое и динамическое	Искусственная нейронная сеть в сочетании со структурой задачи оптимизации Гарантирует выполнимые решения	Различные проблемы планирования	Liebowitz et al. (2000) [29]
Минимизация рабочего времени	Статическое	Искусственная нейронная сеть в сочетании со структурой задачи оптимизации. Гарантирует выполнимые решения	Гибкая задача планирования потока	Ван и соавт. (2003) [38]

Цель использования	Тип планирования	Характеристики и особенности	Область применения	Автор(ы)
Минимизация рабочего времени	Статическое	Нейронные сети в сочетании с эвристическими подходами. Любая эвристика с любой стратегией обучения может быть использована с предложенным подходом. Хорошо справляется с проблемами большого размера	Планирование сложных задач	Агарвал и соавт. (2003) [6]
Минимизация общего взвешенного квадратичного опоздания всех рабочих мест	Динамическое	EANN (нейро-нечеткая сеть обучается ГА)	Планирование продаж	Shugang et al. (2005) [36]

В последние годы исследователями уделялось большое внимание совершенствованию гибридных нейронных сетей с помощью эволюционных алгоритмов для разработки адаптивных систем, которые могут изменять архитектуры и правила обучения в соответствии с динамическими средами [23].

Производительность ИНС тесно связана с их архитектурой. Следовательно, получение оптимального архитектурного проекта является важной проблемой. Но, поскольку базовые принципы, регулирующие обработку информации в нейронных сетях, не совсем понятны, оптимальное проектирование архитектуры было очень сложной задачей, в значительной степени зависящей от экспертов, обладающих достаточными знаниями об ИНС и проблеме, которую необходимо решить.

Эволюционные алгоритмы решают часть проблем, поскольку включают в себя эволюционные стратегии (ЭС) [24], эволюционное программирование (ЭП) [25], генетические алгоритмы GA [26] и класс популяционных алгоритмов стохастического поиска, основанных на идеях и принципах естественной эволюции. Применимость одного и того же эволюционного алгоритма к обучению различных типов сетей снижает трудозатраты, необходимые для разработки различных алгоритмов обучения, однако требует высокого уровня экспертной работы.

Таким образом, можно сделать вывод о том, что существует достаточно большое разнообразие подходов к нейросетевому планированию, обеспечивающих учет сложности и стохастичности процессов, обладающих преимуществами и недостатками (табл. 4).

Таблица 4 — Преимущества и недостатки основных подходов нейросетевого планирования

Подход	Преимущества	Недостатки
Сети типа Хопфилда	Массивный параллелизм. Удобная аппаратная реализация сетевой архитектуры. Применимо к различным видам комбинаторных задач оптимизации в различных дисциплинах	Может не сходиться с оптимальным решением Сложно определить подходящие значения большинства параметров Компромисс происходит между штрафными условиями, которые будут минимизированы. Способы включения ограничений в энергетическую функцию влияют на качество решения. Сложно перевести задачу в энергетическую функцию. Размер сети увеличивается с размером проблемы
Много-слойные персептроны	Универсальные аппроксиматоры. Более широкие возможности обобщения по сравнению с конкурирующими инструментами машинного обучения. Простой механизм	Градиентные методы обучения могут застрять в локальных минимумах. Начальная точка соединения весов является важной проблемой. Создание учебного набора занимает много времени.

Подход	Преимущества	Недостатки
		Обобщающая способность зависит от адекватности тренировочного набора. Избыточное обучение снижает производительность сети. Надежность и скорость алгоритма обратного распространения чувствительны к параметрам управления
Сети конкурентного типа	Лучше всего подходит для задач оптимизации и классификации. Используя правило конкурентного обучения, штрафные термины обрабатываются в явном виде	Уравнения движений должны быть получены до решения проблемы. Не может применяться для упрощения энергетической функции всех задач планирования. Конвергенция должна быть тщательно проанализирована
Гибридные подходы	Могут быть преодолены проблемы сходимости, устойчивости, определения параметров и чувствительности к начальным входам. Качество решения может быть увеличено, а время вычислений может быть уменьшено. Возможна адаптация к динамической среде. Устраняет ошибочную работу ручного проектирования. Путем эволюции весов соединений могут быть преодолены недостатки алгоритмов обучения. Сложность ИНС может быть уменьшена, а ее обобщение может быть увеличено с помощью экспертов	Существенно зависит от возможных недостатков отдельных методологий. Эволюционное обучение может быть медленным для ряда проблем. Использовать экспертов крайне затруднительно и дорого

Выводы

Распространенные в производственном управлении сети Хопфилда используют нейросетевые модели только для решения задач комбинаторной оптимизации. В этой однослойной сети целевая функция и ограничения задачи хорошо отображаются в подходящей энергетической функции, однако снижают результат при вариативности, которая присуща современным условиям хозяйствования. Регулирование результатов такого моделирования сводится к ручному перебору значений системных параметров, обеспечивая набор возможных качественных решений, но очень чувствителен к изменению их числа. Такая ситуация в условиях проектирования реальных систем, в том числе в области диспетчеризации производства, приведет к задержкам, большим потерям времени и необходимости привлечения специалистов-экспертов для постоянной корректировки.

Различные гибридные методы решают некоторые указанные проблемы, однако они также ограничены характеристическим разнообразием добавляемых параметров моделирования, единиц их измерения и оптимумов. Чтобы обеспечить единую платформу для управления, эталонные параметры в них вынуждены использовать различные целевые функции, что усложняет сам процесс моделирования и может порождать существенные ошибки.

Для всех подходов остается сложной задача поиска локальных значений, что может быть решено за счет развития технологий метаэвристики. Одним из эффективных методов такого решения является управленческой технологии, основанной на закономерностях технико-экономического анализа [1], использующего в качестве основного моделирующего оптимизационного параметра единый показатель экосистемной устойчивости. Опыт использования такого ха-

рактистического показателя в различных отраслях знаний позволяет предположить эффективность его применения в нейросетевом моделировании.

Библиографический список

1. Ансари, М., Кузьминов, А. Н., Паллий, И. Г. Проблемы философского осмысления сложных технических СМАРТ-систем // Манускрипт. — 2020. — Вып. 7. — Т. 13. — С. 89–96.
2. Горбунов, В. А. Использование нейросетевых технологий для повышения энергетической эффективности теплотехнологических установок. — Иваново, 2011.
3. Кузнецова, Т. И., Булаев, А. В. Нейросетевое моделирование производственных процессов в машиностроительной отрасли // Гуманитарный вестник. — 2018. — № 11.
4. Орanova, М. В. Особенности планирования опытного производства на предприятиях машиностроения в современных условиях : автореф. дисс. к. э. н. — Нижний Новгород, 2009.
5. Оссовский, С. Нейронные сети для обработки информации. — М. : Финансы и статистика, 2002.
6. Agarwal, A., Pirkul, H., Jacob, V. S. Augmented neural networks for task scheduling // European Journal of Operational Research. — 2003. — Vol. 151. — Issue 3. — P. 481–502.
7. Akyol, D. E., Bayhan, G. M. Coupled gradient network approach for multi-machine earliness and tardiness scheduling problem // Proceedings of ICCSA. — 2005. — Vol. 3483. — P. 596–605.
8. Trattner, A., Hvam, L., Cipriano-Forza [and oth.]. Product complexity and operational performance: systematic literature review // CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology. — 2019. — Vol. 25. — P. 69–83.
9. Arizono, I., Yamamoto, A., Ohta, H. Scheduling for minimizing total actual flow time by neural networks // International Journal of Production Research. — Vol. 30. — Issue 3. — P. 503–511.
10. Arzi, Y., Iaroslavitz, L. Neural network-based adaptive production control system for flexible manufacturing cell under a random environment // IIE Transactions. — 1999. — Vol. 31. — P. 217–230.
11. Cho, S. B., Shimohara, K. Evolutionary learning of modular neural networks with genetic programming // Applied Intelligence. — 1998. — Vol. 9. — P. 191–200.
12. Crespo-Varela, J., Kremer, G., Tucker, C., Lourdes, M. Analysis of complexity measures in product design and development // Proceedings of ASME Design Engineering Technical Conference, 2012.
13. Derya Eren Akyol, Mirac-Bayhan, G. Review on evolution of production scheduling with neural networks // Computers & Industrial Engineering. — 2007. — Vol. 31. — Issue 1. — P. 95–122.
14. El-Bouri, A., Balakrishnan, S., Popplewell, N. Sequencing jobs on a single machine: neural network approach // European Journal of Operational Research. — 2000. — Vol. 126. — P. 474–490.
15. Fogel, L. J., Owens, A. J., Walsh, M. J. Artificial intelligence through simulated evolution. — New York, 1966.
16. Foo, S. Y., Takefuji, Y., Szu, H. Scaling properties of neural networks for job-shop scheduling // Neurocomputing. — 1995. — Vol. 8. — P. 79–91.
17. Goldberg, D. E. Genetic algorithms in search, optimization and machine learning. — MA, 1989.
18. Guimaraes, T., Dallow, P. Empirically testing the benefits, problems, and success factors for telecommuting programmes // European Journal of Information Systems. — 1999. — Vol. 8. — P. 40–54.
19. Wiendahl, H.-P., Scholtissek, P. Management and Control of Complexity in Manufacturing // CIRP Annals. — 1994. — Vol. 43. — Issue 2. — P. 533–540.
20. Hopfield, J. J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities // Proceedings of National Academy of Sciences. — № 79. — P. 2554–2558.

21. *Hopfield, J. J.* Neurons with graded response have collective computational properties like those of two state neurons // *Proceedings of National Academy of Sciences*. — № 81. — P. 3088–3092.
22. *Hopfield, J. J., Tank, D. W.* Neural computation of decision in optimization problems // *Biological Cybernetics*. — 1985. — Vol. 52. — P. 141–152.
23. *Ferreiro-Cabello, J. et al.* Metamodel-based design optimization of structural one-way slabs based on deep learning neural networks to reduce environmental impact // *Engineering Structures*. — 2018. — № 155. — P. 91–101.
24. *Kim, C. O., Min, H. S., Yih, Y.* Integration of inductive learning and neural networks for multi-objective FMS scheduling // *International Journal of Production Research*. — 1998. — Vol. 36. — Issue 9.
25. *Kirkpatrick, S., Gelatt, C., Vecchi, M.* Optimization by simulated annealing // *Science*. — 1983. — Vol. 220.
26. *Li, D. C., Chen, L. S., Lin, Y. S.* Using functional virtual population as assistance to learn scheduling knowledge in dynamic manufacturing environments // *International Journal of Production Research*. — 2003. — Vol. 41. — Issue 17.
27. *Lo, Z. P., Bavarian, B.* Multiple job scheduling with artificial neural networks // *Computers and Electrical Engineering*. — 1993. — Vol. 19. — Issue 2. — P. 87–101.
28. *MacDuffie, J., Sethuraman, K., Fisher, M.* Product variety and manufacturing performance: evidence from the international automotive assembly plant study // *Management Science*. — 1996. — Vol. 42. — P. 350–369.
29. *Marcos, E. Valle, Anibal Lobo, R.* Hypercomplex-valued recurrent correlation neural networks *Neurocomputing in print*. — 2021. — Vol. 432. — P. 111–123.
30. *Schoute, M.* Relationship between cost system complexity, purposes of use, and cost system effectiveness // *British Accounting Review*. — 2009. — Vol. 41. — Issue 4. — P. 208–226.
31. *McCulloch, W. S., Pitts, W.* Logical calculus of ideas immanent in nervous activity // *Bulletin of Mathematical Biophysics*. — 1943. — № 5. — P. 115–133.
32. *Min, H. S., Yih, Y., Kim, C. O.* Competitive neural network approach to multi-objective FMS scheduling // *International Journal of Production Research*. — 1998. — Vol. 36. — Issue 7.
33. *Min, H. S., Yih, Y.* Selection of dispatching rules on multiple dispatching decision points in real-time scheduling of a semic // *Conductor wafer fabrication system*. *International Journal of Production Research*. — 2003. — Vol. 41.
34. *Osman, I. H.* Preface, focused issue on applied meta-heuristics // *Computers and Industrial Engineering*. — 2002. — P. 205–207.
35. *Rodammer, F. A., White, K. P.* Recent survey of production scheduling. *IEEE Transactions on Systems // Man and Cybernetics*. — 1989. — P. 841–851.
36. *Satake, T., Morikawa, K., Nakamura, N.* Neural network approach for minimizing the make span of general job-shop // *International Journal of Production Economics*. — 1994. — Vol. 33. — P. 67–74.
37. *Schwefel, H. P.* Evolution and optimum seeking. — New York, 1995.
38. *Van Hulle, M. M.* Goal-programming network for mixed integer linear programming: case study for job shop-scheduling problem // *International Journal of Neural Systems*. — 1991. — Vol. 2. — Issue 3. — P. 201–209.
39. *Wu, A., Li, Zhen, Zumbo, B.* Decoding the meaning of factorial invariance and updating the practice of multi-group confirmatory factor analysis: demonstration with timss data // *Practical Assessment Research and Evaluation*. — 2007. — Vol. 12. — P. 1–26.
40. *Zhou, D. N., Cherkassy, V., Baldwin, T. R., Olson, D. E.* Neural network approach to job-shop scheduling // *IEEE Transactions on Neural Networks*. — 1991. — Vol. 2. — P. 175–179.

Bibliographic list

1. Ansari, M., Kuzminov, A. N., Paliy, I. G. Problems of philosophical understanding of complex technical SMART systems. — Issue 7. — Vol. 13. — P. 89–96.
2. Gorbunov, V. A. The use of neural network technologies to improve the energy efficiency of heat technology installations. — Ivanovo, 2011.
3. Kuznetsova, T. I., Bulaev, A. V. Neural network modeling of production processes in machine-building industry. — 2018. — № 11.
4. Oranova, M. V. Features of planning pilot production at machine-building enterprises in modern conditions: thesis of. diss. of PhD. — N. Novgorod, 2009.
5. Osovsky, S. Neural networks for information processing. — M.: Finance and Statistics, 2002.
6. Agarwal, A., Pirkul, H., Jacob, V. S. Augmented neural networks for task scheduling // *European Journal of Operational Research*. — 2003. — Vol. 151. — Issue 3. — P. 481–502.
7. Akyol, D. E., Bayhan, G. M. Coupled gradient network approach for the multi machine earliness and tardiness scheduling problem // *Proceedings of ICCSA*. — 2005. — Vol. 3483. — P. 596–605.
8. Trattner, A., Hvam, L., Cipriano-Forza [and oth.]. Product complexity and operational performance: systematic literature review // *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*. — 2019. — Vol. 25. — P. 69–83.
9. Arizono, I., Yamamoto, A., Ohta, H. Scheduling for minimizing total actual flow time by neural networks // *International Journal of Production Research*. — Vol. 30. — Issue 3. — P. 503–511.
10. Arzi, Y., Iaroslavitz, L. Neural network-based adaptive production control system for flexible manufacturing cell under a random environment // *IIE Transactions*. — 1999. — Vol. 31. — P. 217–230.
11. Cho, S. B., Shimohara, K. Evolutionary learning of modular neural networks with genetic programming // *Applied Intelligence*. — 1998. — Vol. 9. — P. 191–200.
12. Crespo-Varela, J., Kremer, G., Tucker, C., Lourdes, M. Analysis of complexity measures in product design and development // *Proceedings of ASME Design Engineering Technical Conference*, 2012.
13. Derya Eren Akyol, Mirac-Bayhan, G. Review on evolution of production scheduling with neural networks // *Computers & Industrial Engineering*. — 2007. — Vol. 31. — Issue 1. — P. 95–122.
14. El-Bouri, A., Balakrishnan, S., Popplewell, N. Sequencing jobs on a single machine: neural network approach // *European Journal of Operational Research*. — 2000. — Vol. 126. — P. 474–490.
15. Fogel, L. J., Owens, A. J., Walsh, M. J. Artificial intelligence through simulated evolution. — New York, 1966.
16. Foo, S. Y., Takefuji, Y., Szu, H. Scaling properties of neural networks for job-shop scheduling // *Neurocomputing*. — 1995. — Vol. 8. — P. 79–91.
17. Goldberg, D. E. Genetic algorithms in search, optimization and machine learning. — MA, 1989.
18. Guimaraes, T., Dallow, P. Empirically testing the benefits, problems, and success factors for telecommuting programmes // *European Journal of Information Systems*. — 1999. — Vol. 8. — P. 40–54.
19. Wiendahl, H.-P., Scholtissek, P. Management and Control of Complexity in Manufacturing // *CIRP Annals*. — 1994. — Vol. 43. — Issue 2. — P. 533–540.
20. Hopfield, J. J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities // *Proceedings of National Academy of Sciences*. — № 79. — P. 2554–2558.
21. Hopfield, J. J. Neurons with graded response have collective computational properties like those of two state neurons // *Proceedings of National Academy of Sciences*. — № 81. — P. 3088–3092.

22. *Hopfield, J. J., Tank, D. W.* Neural computation of decision in optimization problems // *Biological Cybernetics*. — 1985. — Vol. 52. — P. 141–152.
23. *Ferreiro-Cabelloa, J. et al.* Metamodel-based design optimization of structural one-way slabs based on deep learning neural networks to reduce environmental impact // *Engineering Structures*. — 2018. — № 155. — P. 91–101
24. *Kim, C. O., Min, H. S., Yih, Y.* Integration of inductive learning and neural networks for multi-objective FMS scheduling // *International Journal of Production Research*. — 1998. — Vol. 36. — Issue 9.
25. *Kirkpatrick, S., Gelatt, C., Vecchi, M.* Optimization by simulated annealing // *Science*. — 1983. — Vol. 220.
26. *Li, D. C., Chen, L. S., Lin, Y. S.* Using functional virtual population as assistance to learn scheduling knowledge in dynamic manufacturing environments // *International Journal of Production Research*. — 2003. — Vol. 41. — Issue 17.
27. *Lo, Z. P., Bavarian, B.* Multiple job scheduling with artificial neural networks // *Computers and Electrical Engineering*. — 1993. — Vol. 19. — Issue 2. — P. 87–101.
28. *MacDuffie, J., Sethuraman, K., Fisher, M.* Product variety and manufacturing performance: evidence from the international automotive assembly plant study // *Management Science*. — 1996. — Vol. 42. — P. 350–369.
29. *Marcos, E. Valle, Anibal Lobo, R.* Hypercomplex-valued recurrent correlation neural networks *Neurocomputing in print*. — 2021. — Vol. 432. — P. 111–123.
30. *Schoute, M.* Relationship between cost system complexity, purposes of use, and cost system effectiveness // *British Accounting Review*. — 2009. — Vol. 41. — Issue 4. — P. 208–226.
31. *McCulloch, W. S., Pitts, W.* Logical calculus of ideas immanent in nervous activity // *Bulletin of Mathematical Biophysics*. — 1943. — № 5. — P. 115–133.
32. *Min, H. S., Yih, Y., Kim, C. O.* Competitive neural network approach to multi-objective FMS scheduling // *International Journal of Production Research*. — 1998. — Vol. 36. — Issue 7.
33. *Min, H. S., Yih, Y.* Selection of dispatching rules on multiple dispatching decision points in real-time scheduling of a semiconductor wafer fabrication system. *International Journal of Production Research*. — 2003. — Vol. 41.
34. *Osman, I. H.* Preface, focused issue on applied meta-heuristics // *Computers and Industrial Engineering*. — 2002. — P. 205–207.
35. *Rodammer, F. A., White, K. P.* Recent survey of production scheduling. *IEEE Transactions on Systems // Man and Cybernetics*. — 1989. — P. 841–851.
36. *Satake, T., Morikawa, K., Nakamura, N.* Neural network approach for minimizing the make span of general job-shop // *International Journal of Production Economics*. — 1994. — Vol. 33. — P. 67–74.
37. *Schwefel, H. P.* Evolution and optimum seeking. — New York, 1995.
38. *Van Hulle, M. M.* A goal-programming network for mixed integer linear programming: A case study for job shop-scheduling problem // *International Journal of Neural Systems*. — 1991. — Vol. 2. — Issue 3. — P. 201–209.
39. *Wu, A., Li, Zhen, Zumbo, B.* Decoding the meaning of factorial invariance and updating the practice of multi-group confirmatory factor analysis: demonstration with TIMSS data // *Practical Assessment Research and Evaluation*. — 2007. — Vol. 12. — P. 1–26.
40. *Zhou, D. N., Cherkassy, V., Baldwin, T. R., Olson, D. E.* Neural network approach to job-shop scheduling // *IEEE Transactions on Neural Networks*. — 1991. — Vol. 2. — P. 175–179.