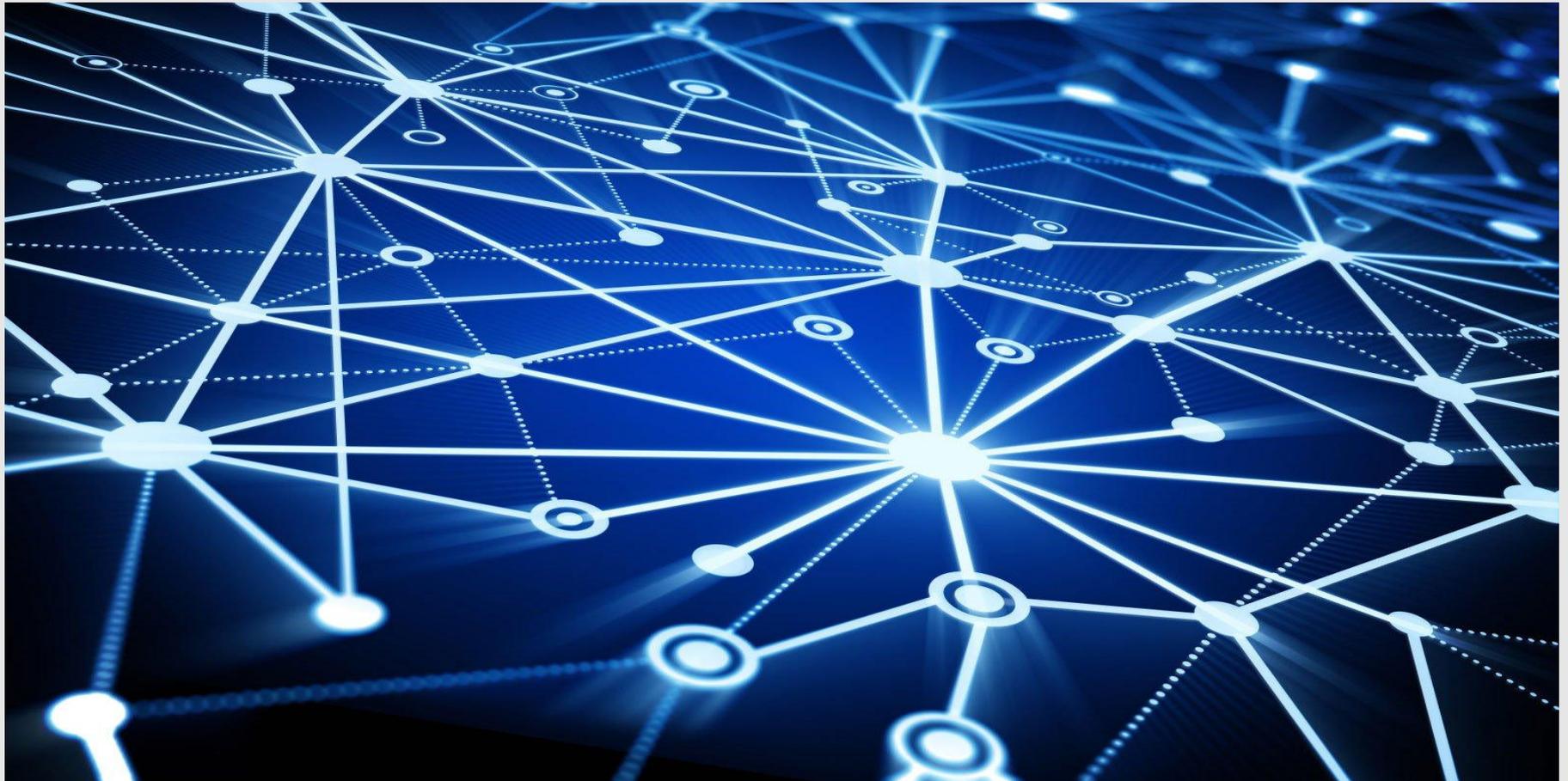


# Нейронные сети



**Нейронная сеть** — математическая модель, а также её программное или аппаратное воплощение, построенная по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей — сетей нервных клеток живого организма

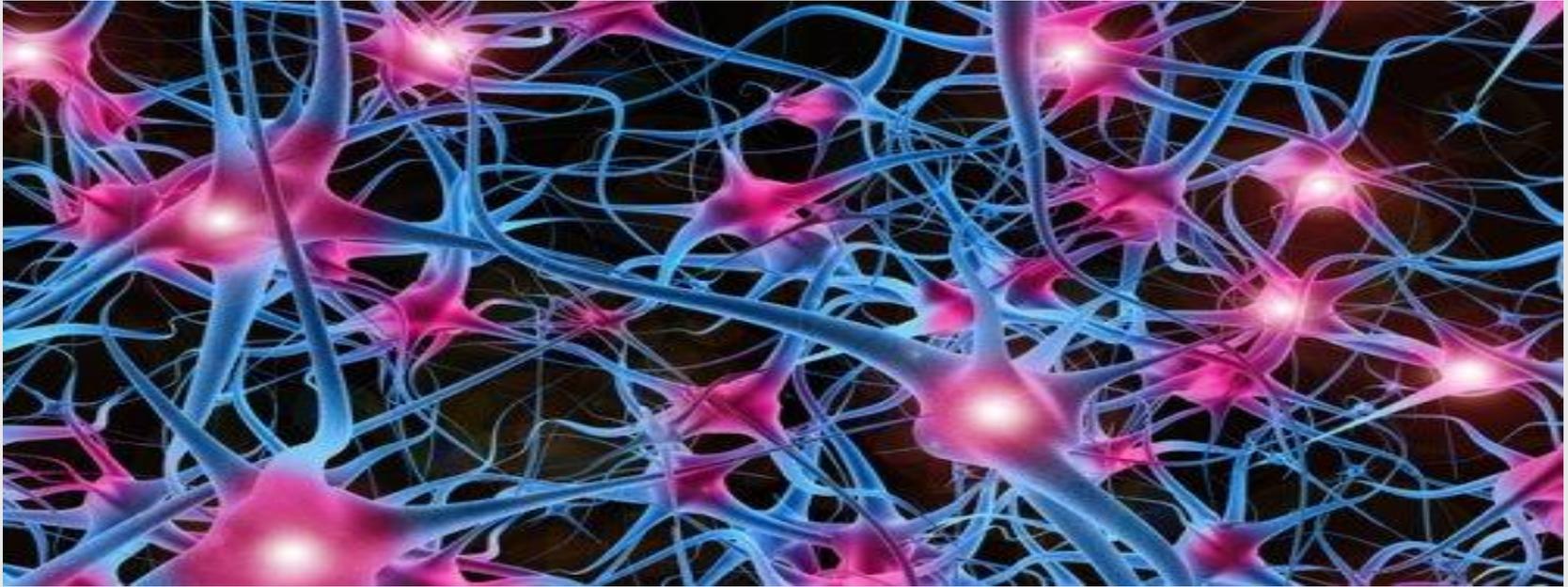


## *ПРИМЕНЕНИЕ НС*

Искусственные НС, как универсальный инструмент для решения широкого класса задач, используются в качестве средства обработки информации, обладая следующими возможностями:

- а) гибкая модель для нелинейной аппроксимации многомерных функций;
- б) средство прогнозирования во времени для процессов, зависящих от многих переменных;
- в) классификатор по многим признакам, дающий разбиение входного пространства на области;
- г) средство распознавания образов;
- д) инструмент для поиска по ассоциациям;
- г) модель для поиска закономерностей в массивах данных.

# Нервная клетка или нейрон

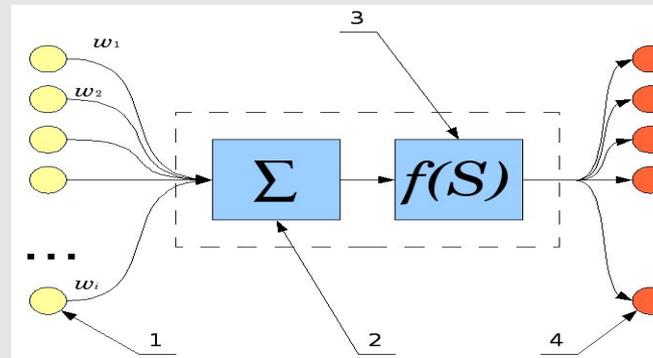


Нейрон является особой биологической клеткой, которая обрабатывает информацию. Она состоит из тела клетки (cell body), или сомы (soma), и двух типов внешних древоподобных ветвей: аксона (axon) и дендритов (dendrites). Тело клетки включает ядро (nucleus), которое содержит информацию о наследственных свойствах, и плазму, обладающую молекулярными средствами для производства необходимых нейрону материалов. Нейрон получает сигналы (импульсы) от других нейронов через дендриты (приемники) и передает сигналы, сгенерированные телом клетки, вдоль аксона (передатчик), который в конце разветвляется на волокна (strands). На окончаниях этих волокон находятся синапсы (synapses), количество которых может составлять от 10 до 100 000.

Синапс является элементарной структурой и функциональным узлом между двумя нейронами (волокно аксона одного нейрона и дендрит другого). Когда импульс в нейроне достигает синаптического окончания, высвобождаются определенные химические вещества, называемые нейротрансмиттерами.

Нейротрансмиттеры диффундируют через синаптическую щель, возбуждая или затормаживая, в зависимости от типа синапса, способность нейрона-приемника генерировать электрические импульсы. Результативность синапса может настраиваться проходящими через него сигналами, так что синапсы могут обучаться в зависимости от активности процессов, в которых они участвуют. Эта зависимость от предыстории действует как память, которая, возможно, ответственна за память человека.

## Модель технического нейрона



Нейрон — это элементарный преобразовательный элемент, имеющий непустое множество входов, на которые поступают сигналы  $x_1, x_2, \dots, x_n$ , суммирующий блок, блок преобразования сигнала с помощью активационной проекции и один выход  $Y_0$ . Каждому входу приписан свой «вес»  $w_i$  (соответствующий «мере» биологической синаптической связи), который определяет силу и знак связи. Отрицательное значение веса соответствует подавлению активности соответствующего элемента, а положительной значение — усилению его активности. Функционирует нейрон в два такта, на первом такте в суммирующем блоке вычисляется величина возбуждения, полученного нейроном

$$S = \sum_{i=1}^n x_i w_i = (X, W),$$

Которую удобно представлять в виде скалярного произведения вектора входных сигналов на вектор весов. На втором такте суммарное возбуждение пропускается через активационную (преобразующую) функцию  $F(\cdot)$  в результате чего получается выходной сигнал  $Y_0 = F(S)$ .

## ПРИМЕРЫ НАИБОЛЕЕ ЧАСТО ИСПОЛЬЗУЕМЫХ АКТИВАЦИОННЫХ ФУНКЦИЙ

1. пороговая (ступенчатая) функция

$$F(Y) = \{1, \text{ если } Y > \alpha; 0 - \text{ в противном случае } \},$$

где  $\alpha$  - некоторое пороговое значение;

2. сигмоидная (логистическая) функция

$$F(Y) = \frac{1}{1 + \exp(-aY)}$$

Мак-Калок и Питтс доказали, что при соответствующим образом подобранных весах совокупность параллельно функционирующих нейронов подобного типа способна выполнять универсальные вычисления. Здесь наблюдается определенная аналогия с биологическим нейроном: передачу сигнала и взаимосвязи имитируют аксоны и дендриты, веса связей соответствуют синапсам, а пороговая функция отражает активность сомы (тела клетки).

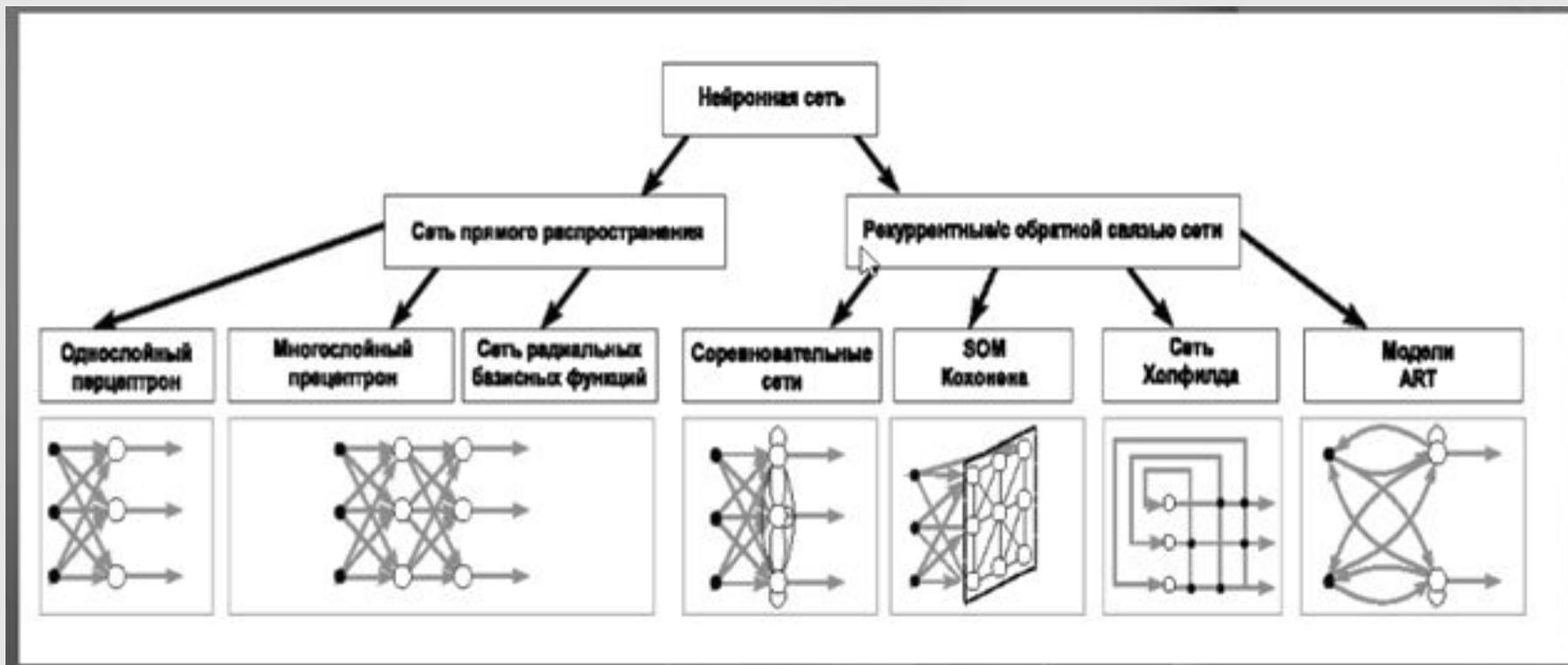
## СТРУКТУРА НЕЙРОННОЙ СЕТИ

НС может рассматриваться как направленный граф со взвешенными связями, в котором искусственные формальные нейроны являются узлами. Связи при этом служат для распространения активации от узла к узлу. Такую нейронную сеть можно представить себе в виде черного ящика, у которого имеется  $n$  входов и  $m$  выходов. Кроме этого, имеется набор (матрица) весовых коэффициентов, общее количество которых равно произведению  $n$  на  $m$ . Примечательно то, что, изменяя матрицу весовых коэффициентов, можно полностью изменять поведение сети, т.е. ее реакцию на те или иные комбинации входных сигналов.

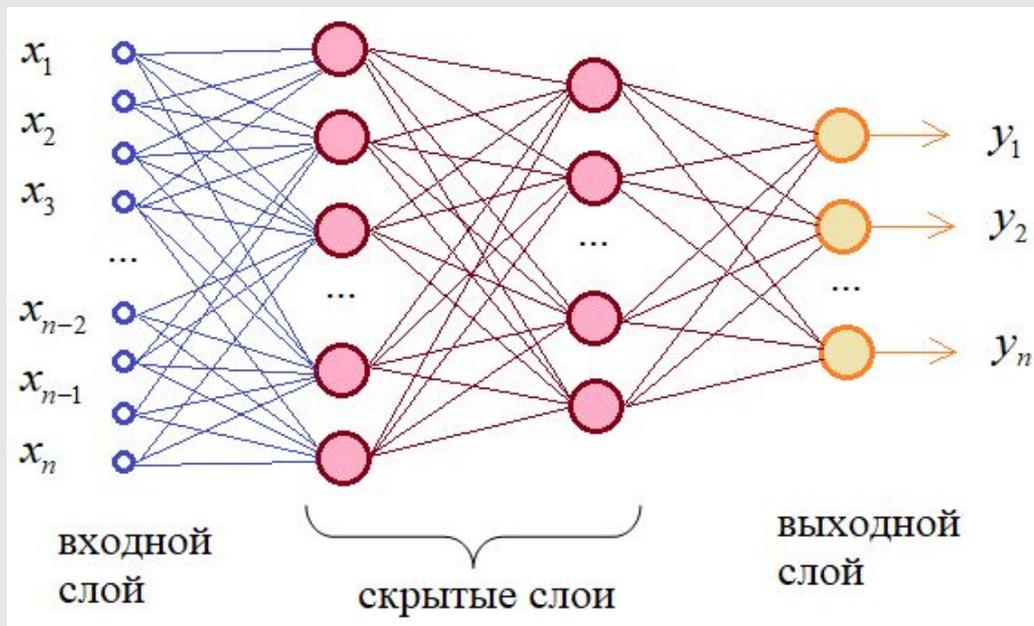
Простейшая нейронная сеть состоит из одного слоя нейронов. Слой нейронов — это такой набор нейронов, на которые в каждый момент времени параллельно поступает информация от других нейронных элементов сети.

# АРХИТЕКТУРА НС

По архитектуре связей НС могут быть сгруппированы в два класса :  
сети прямого распространения, в которых графы не имеют петель, и  
рекуррентные сети, или сети с обратными связями.



# СТРУКТУРА МНОГОСЛОЙНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ



Многослойная сеть состоит из произвольного количества слоев нейронов. Нейроны каждого слоя соединяются с нейронами предыдущего и последующего слоев по принципу "каждый с каждым".

Количество нейронов (узлов) в слоях может быть произвольным, но обычно принимают во всех скрытых слоях одинаковое количество нейронов.

Многослойная сеть может формировать на выходе произвольную многомерную функцию при соответствующем выборе количества слоев, диапазона изменения сигналов и параметров нейронов.

По архитектуре связей НС могут быть сгруппированы в два класса: сети прямого распространения, в которых графы не имеют петель, и рекуррентные сети, или сети с обратными связями.

# ОБУЧЕНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Суть процесса обучения НС заключается в выполнении следующей многошаговой процедуры:

Шаг 1. Задаётся обучающее множество (“задачник”), элементами которого являются обучающие пары

$$\{(X_1, D_1); (X_2, D_2); \dots; (X_L, D_L)\}$$

В данном случае – 1-й входной вектор (или 1-й входной образ), предъявляемый нейронной сети; 2-й – вектор эталонных (требуемых) реакций НС в ответ на 1-й входной вектор ;  $L$  – число различных обучающих пар.

Шаг 2. Устанавливается начальное состояние НС путём присваивания всем её весам некоторых случайных (малых) значений.

Шаг 3. На вход сети подаётся входной вектор ; определяются реакции нейронов выходного слоя.

Шаг 4. Вычисляется разность между желаемой реакцией сети и её фактическим выходом , т. е. ошибка сети, а также суммарная квадратичная ошибка .

Шаг 5. Осуществляется коррекция весов нейронной сети таким образом, чтобы уменьшить ошибку .

Шаг 6. Повторяются шаги 3–5 для каждой пары обучающего множества до тех пор, пока ошибка на всем множестве не достигнет малой, заранее заданной величины.

Результатом обучения является такая настройка весов синаптических связей, при которой каждому входному вектору сеть сопоставляет требуемый (или близкий к нему) выход.

## Некоторые проблемы, решаемые в контексте ИНС и представляющие интерес для ученых и инженеров

**Классификация образов.** Задача состоит в указании принадлежности входного образа (например, речевого сигнала или рукописного символа), представленного вектором признаков, одному или нескольким предварительно определенным классам. К известным приложениям относятся распознавание букв, распознавание речи, классификация сигнала электрокардиограммы, классификация клеток крови.

**Кластеризация/категоризация.** При решении задачи кластеризации, которая известна также как классификация образов "без учителя", отсутствует обучающая выборка с метками классов. Алгоритм кластеризации основан на подобии образов и размещает близкие образы в один кластер. Известны случаи применения кластеризации для извлечения знаний, сжатия данных и исследования свойств данных.

**Аппроксимация функций.** Предположим, что имеется обучающая выборка  $((x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n))$  (пары данных вход-выход), которая генерируется неизвестной функцией  $(x)$ , искаженной шумом. Задача аппроксимации состоит в нахождении оценки неизвестной функции  $(x)$ . Аппроксимация функций необходима при решении многочисленных инженерных и научных задач моделирования.

**Предсказание/прогноз.** Пусть заданы  $n$  дискретных отсчетов  $\{y(t_1), y(t_2), \dots, y(t_n)\}$  в последовательные моменты времени  $t_1, t_2, \dots, t_n$ . Задача состоит в предсказании значения  $y(t_{n+1})$  в некоторый будущий момент времени  $t_{n+1}$ . Предсказание/прогноз имеют значительное влияние на принятие решений в бизнесе, науке и технике. Предсказание цен на фондовой бирже и прогноз погоды являются типичными приложениями техники предсказания/прогноза.

**Оптимизация.** Многочисленные проблемы в математике, статистике, технике, науке, медицине и экономике могут рассматриваться как проблемы оптимизации. Задачей алгоритма оптимизации является нахождение такого решения, которое удовлетворяет системе ограничений и максимизирует или минимизирует целевую функцию. Задача коммивояжера, относящаяся к классу NP-полных, является классическим примером задачи оптимизации.

**Память, адресуемая по содержанию.** В модели вычислений Фон-Неймана обращение к памяти доступно только посредством адреса, который не зависит от содержания памяти. Более того, если допущена ошибка в вычислении адреса, то может быть найдена совершенно иная информация. Ассоциативная память, или память, адресуемая по содержанию, доступна по указанию заданного содержания. Ассоциативная память чрезвычайно желательна при создании мультимедийных информационных баз данных.