

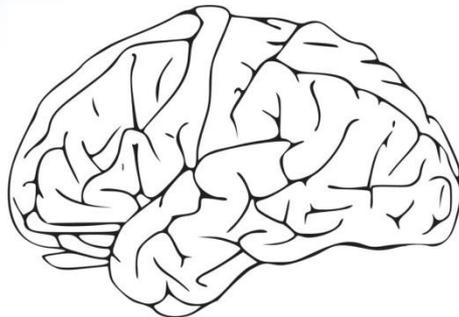
РАЗРАБОТКА ГИБРИДНОЙ СИСТЕМЫ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ, ОСНОВАННОЙ НА НЕЙРОСЕТЕВОМ И ЭВОЛЮЦИОННОМ ПОДХОДЕ

Докладчик:

Бухаров О.Е.

Аспирант 4 г.о.

МИЭМ НИУ ВШЭ



Научный руководитель:
к.т.н., доцент Боголюбов Д.П.

Класс задач

- Отсутствие точных методов
- Анализ и прогнозирование недоопределенных значений
- Высокая точность прогнозирования
- Оперативный анализ больших массивов свежей информации
- Отбор наиболее значимых параметров прогнозирования

Актуальность

- Принятие более качественных решений
- Оперативное принятие решений
- Указ Президента РФ от 7 июля 2011 г. N 899

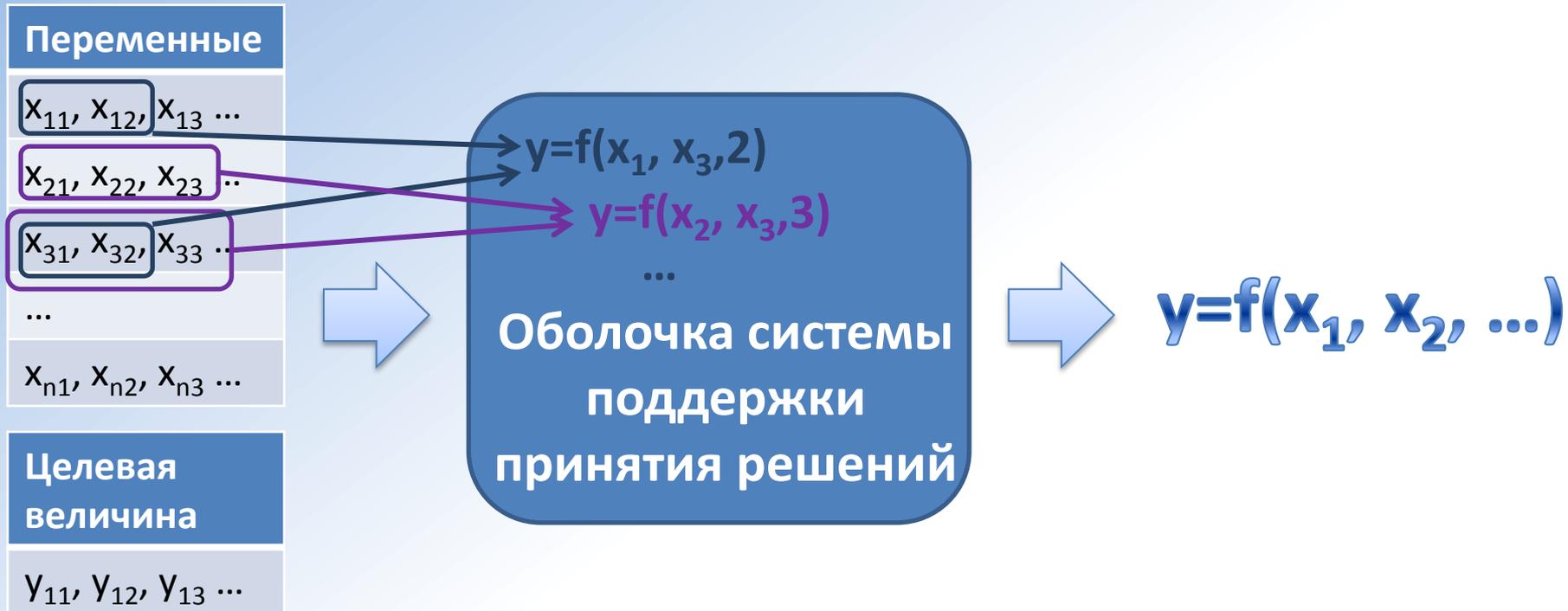
Представители класса

- Прогнозирование площади морских льдов Северного полушария
 - нет точной формулы
 - множество факторов
 - площадь за год – интервальное значение
 - требуемая точность $<5\%$ средней площади
- Распоряжение правительства Российской Федерации от 8 мая 2015 г. N 822-р

Представители класса

- Прогнозирования кредитоспособности клиента кредитной организации
 - оперативный анализ новой информации
 - высокая точность решения
 - различные типы анализируемых переменных
 - отбор наиболее значимых факторов

Частные задачи исследования



Много потенциальных переменных

Разные типы данных

Неочевидные зависимости

Обучаемость

Отбор наиболее значимых переменных

Оперативность

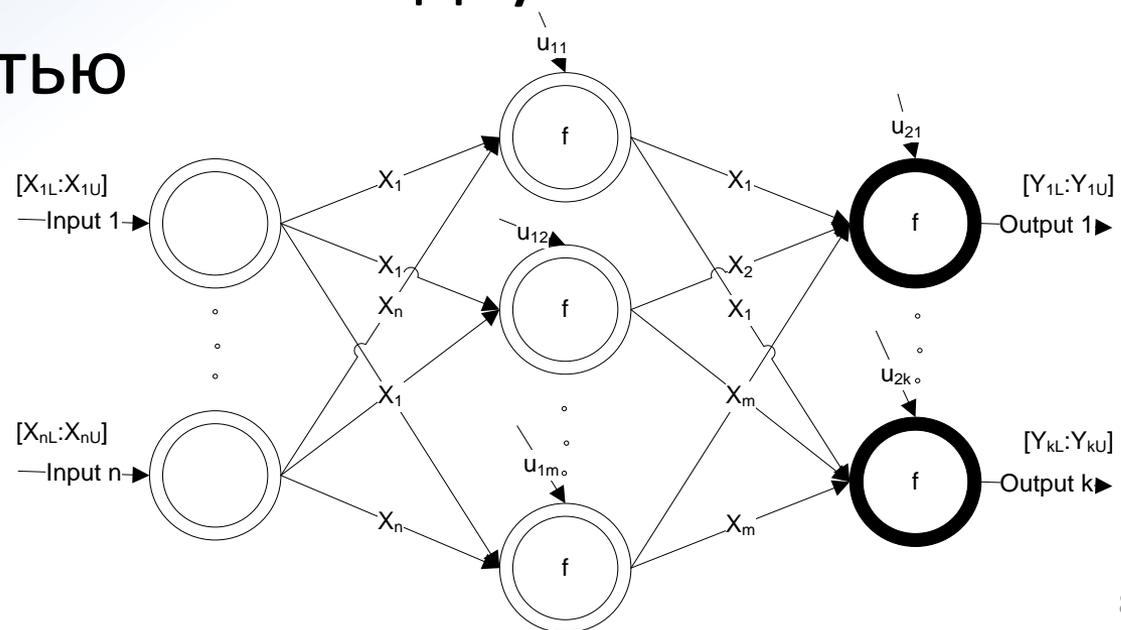
Субоптимальный алгоритм поиска решения

Анализ существующих методов прогнозирования

Метод	Требования к квалификации пользователя	Возможность самостоятельно извлекать знания из данных	Конечное количество возможных решений	Скорость анализа и принятия решения
Информационный поиск	средние	в малой степени	нет	низкая
Деревья принятия решений	невысокие	отсутствует	да	низкая
Кластерный анализ	средние	присутствует	да	высокая
Рассуждения на основе прецедентов	средние	в малой степени	да	высокая
Имитационное моделирование	высокие	отсутствует	нет	низкая
Генетические алгоритмы	средние	отсутствует	нет	средняя
Когнитивное моделирование	высокие	отсутствует	нет	низкая
Статистические методы прогнозирования	высокие	в малой степени	нет	низкая
Нейронные сети	невысокие	присутствует	нет	высокая
Системы с нечёткой логикой	средние	отсутствует	нет	средняя
Экспертные методы	высокие	присутствует	нет	низкая

Интервальные нейронные сети

- Нейронная сеть – сложная многомерная нелинейная регрессия
- Любая непрерывная функция n переменных может быть приближена двухслойной нейронной сетью

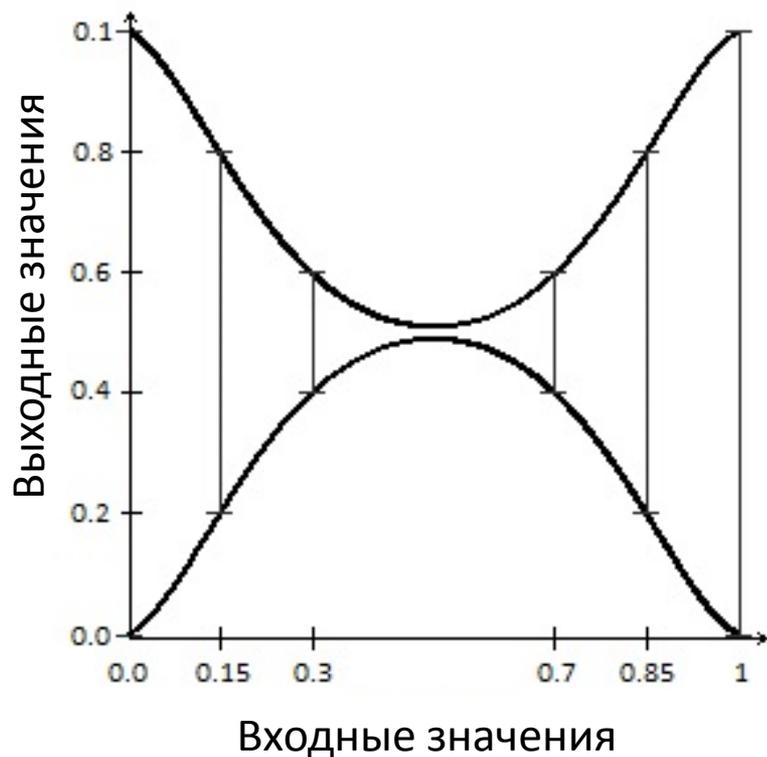


Интервальные нейронные сети

Позволяют анализировать и прогнозировать:

- Стандартные интервальные параметры
- Интервальные значения, позволяющие сократить количество входных значений
- Случайные величины
- Обычные – не интервальные параметры

Интервальные нейронные сети



Обучение интервальных сетей

Изменение весов происходит по правилу:
$$\Delta w_{ji}(t) = \eta \left(-\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} \right) + \beta \Delta w_{ji}(t-1),$$

где $I_i = [I_i^L, I_i^U]$, $H_j = [H_j^L, H_j^U]$ и $O_j = [O_j^L, O_j^U]$ - выходы входного, скрытого и выходного слоев соответственно. $T_j = [T_j^L, T_j^U]$ - целевая функция.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{num_out} \left((t_k^L - o_k^L)^2 + (t_k^U - o_k^U)^2 \right) - \text{функция ошибки.}$$

Между скрытым и выходным слоем, если $w_{kj} \geq 0$:

$$\partial E / \partial w_{kj} = -(t_k^L - o_k^L) o_k^L (1 - o_k^L) h_j^L - (t_k^U - o_k^U) o_k^U (1 - o_k^U) h_j^U, \text{ если } w_{kj} < 0:$$

$$\partial E / \partial w_{kj} = -(t_k^L - o_k^L) o_k^L (1 - o_k^L) h_j^U - (t_k^U - o_k^U) o_k^U (1 - o_k^U) h_j^L;$$

Между входным и скрытым слоем, если $w_{ji} \geq 0$:

$$\begin{aligned} \partial E / \partial w_{ji} = & - \sum_{k=1, w_{kj} \geq 0}^{num_out} \left((t_k^L - o_k^L) o_k^L (1 - o_k^L) w_{kj} \right) h_j^L (1 - h_j^L) I_i^L - \sum_{k=1, w_{kj} < 0}^{num_out} \left((t_k^L - o_k^L) o_k^L (1 - o_k^L) w_{kj} \right) h_j^U (1 - h_j^U) I_i^U - \\ & - \sum_{k=1, w_{kj} \geq 0}^{num_out} \left((t_k^U - o_k^U) o_k^U (1 - o_k^U) w_{kj} \right) h_j^U (1 - h_j^U) I_i^U - \sum_{k=1, w_{kj} < 0}^{num_out} \left((t_k^U - o_k^U) o_k^U (1 - o_k^U) w_{kj} \right) h_j^L (1 - h_j^L) I_i^L, \text{ если } w_{ji} < 0: \end{aligned}$$

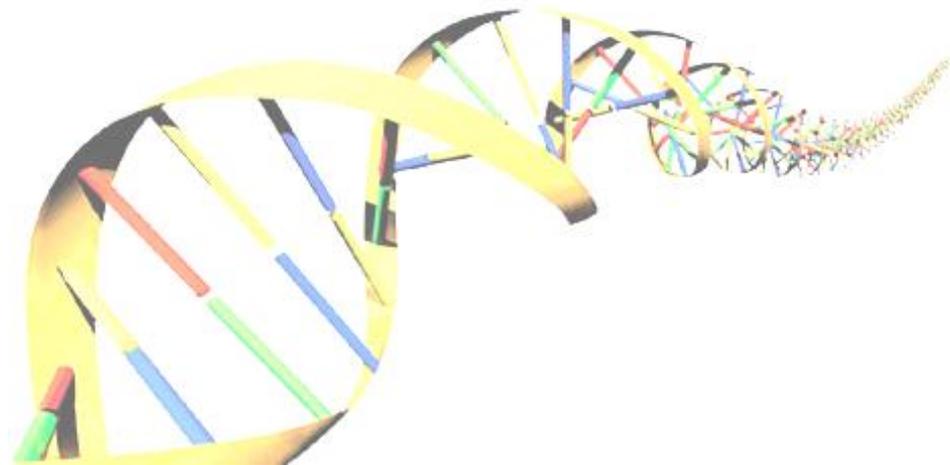
$$\begin{aligned} \partial E / \partial w_{ji} = & - \sum_{k=1, w_{kj} \geq 0}^{num_out} \left((t_k^L - o_k^L) o_k^L (1 - o_k^L) w_{kj} \right) h_j^L (1 - h_j^L) I_i^U - \sum_{k=1, w_{kj} < 0}^{num_out} \left((t_k^L - o_k^L) o_k^L (1 - o_k^L) w_{kj} \right) h_j^U (1 - h_j^U) I_i^L - \\ & - \sum_{k=1, w_{kj} \geq 0}^{num_out} \left((t_k^U - o_k^U) o_k^U (1 - o_k^U) w_{kj} \right) h_j^U (1 - h_j^U) I_i^L - \sum_{k=1, w_{kj} < 0}^{num_out} \left((t_k^U - o_k^U) o_k^U (1 - o_k^U) w_{kj} \right) h_j^L (1 - h_j^L) I_i^U. \end{aligned}$$

Анализ методов отбора наиболее значимых атрибутов

Метод	Нахождение линейной зависимости	Нахождение функциональной зависимости	Скорость получения значимых результатов	Комментарий
Полный перебор	да	да	очень низкая	
Последовательное увеличение числа параметров	да	да	низкая	
Корреляционный анализ	да	нет	высокая	Определяет индивидуальную значимость
Генетический алгоритм	да	да	высокая	
Обучение нейронных сетей на всем наборе	да	да	высокая	Велика вероятность переобучения
Метод главных компонент	да	нет	высокая	Не сокращает кол-во атрибутов

Генетический алгоритм

- Определение оптимальной структуры нейронной сети
- Отбор наиболее значимых параметров
- Определение глубины исторических данных, оптимальной для анализа



Генетический алгоритм

Представление особи генетического алгоритма:

$$X_i = \{x_1, x_2, \dots, x_n, t\},$$

- где x_i - один из возможных параметров на входе сети ($x_j \neq x_m$ для любых j и $m: j \neq m$),
- n - количество анализируемых параметров для набора X_i ,
- t - глубина временных окон для атрибутов.

Скращивание

$$X_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}, t_i\} + X_j = \{x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jm}, t_j\}$$

Пусть $x_{i1} = x_{j1}, x_{i2} = x_{j2}, \dots, x_{ik} = x_{jk}$ ($k \leq n, k \leq m$)


$$Y_1 = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik}, ?\}, Y_2 = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik}, ?\}$$

Остальные $x_{i(k+1)}, x_{i(k+2)}, \dots, x_{in}, x_{j(k+1)}, x_{j(k+2)}, \dots, x_{jm}$ распределяются случайным образом


$$Y_1 = \{\dots, x_{ik}, x_{1(k+1)}, \dots, x_{1a}, t_1\}, Y_2 = \{\dots, x_{ik}, x_{2(k+1)}, \dots, x_{2b}, t_2\}$$

$$a = \text{random}[n, m], b = (n + m) - a$$

$$t_1 = \text{random}[t_i, t_j], t_2 = (t_i + t_j) - t_1$$

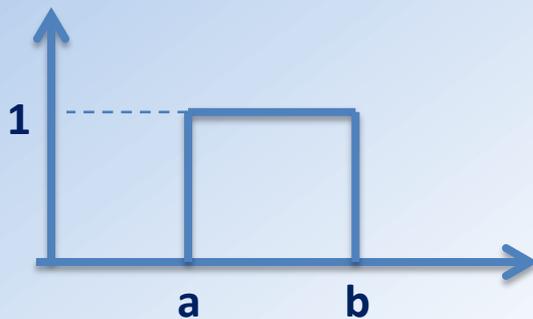
Модуль работы с нечеткими переменными

Преимущества работы с нечеткой информацией:

- Возможность работы с нечеткими переменными – входные, выходные параметры
- Расширения спектра предметных областей, в которых можно использовать систему

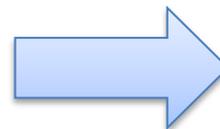
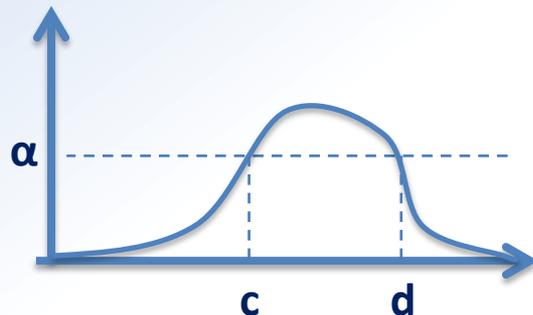
Приведение нечетких переменных к интервалу

- Простые прямоугольные функции принадлежности



$[a, b]$

- Альфа-срез выпуклой функции принадлежности



$[c, d]$

Применение модуля для разработанной системы поддержки принятия решений

- Определение возможных значений для нечеткой переменной
- Определение функций принадлежности для каждого значения
- Замена нечетких переменных интервалами и финальных интервалов нечеткими переменными

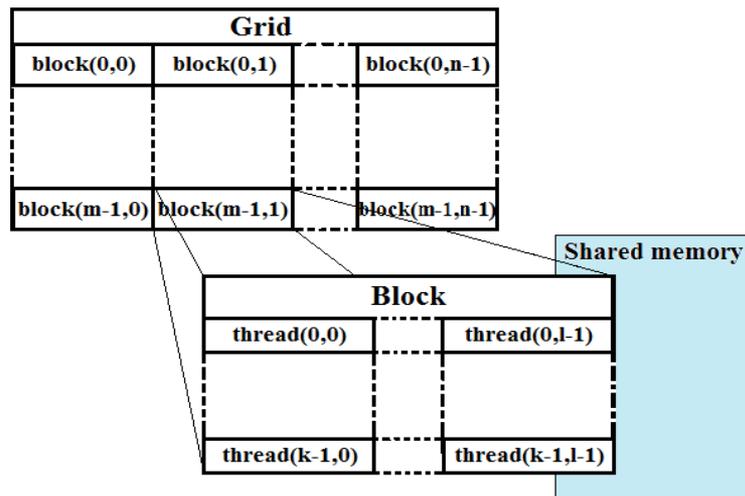
Анализ архитектур GPGPU*

Архитектура	CUDA	OpenCL	DirectCompute	AMD FireStream	C++ AMP
Специализация на видео картах	Nvidia	Нет	Нет	Нет	Нет
Языки программирования	C, C++, Fortran	C	C	C	C++
Кроссплатформенность	Да	Да	Windows	Да	Windows
Возможность использовать массивы переменной длины	Да	Нет	Да	Нет	Да
Архитектура	CUDA	OpenCL	DirectCompute	AMD FireStream	C++ AMP
Поддерживаемые технологии	OpenGL, Direct3D, OpenCL, DirectCompute	OpenGL, OpenAL		OpenCL	OpenCL, OpenGL, DirectCompute
Наличие удобных средств разработки	Да	Да	Нет	Да	Да
Комментарии				Расширение OpenCL	Расширение DirectCompute

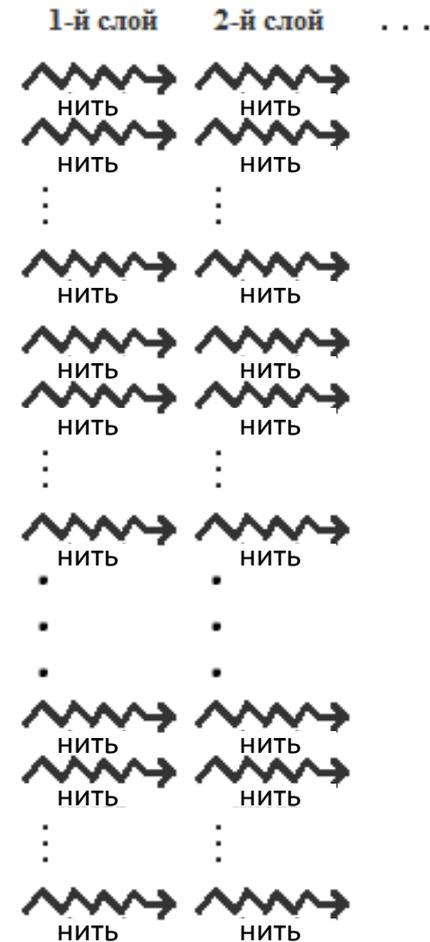
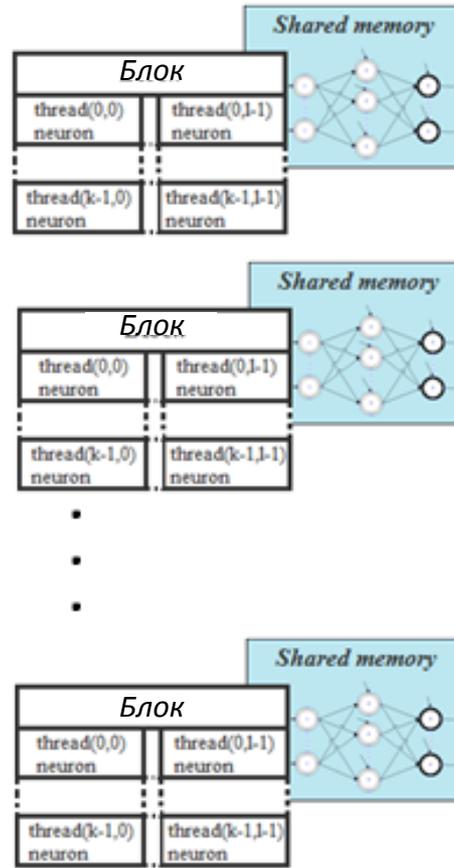
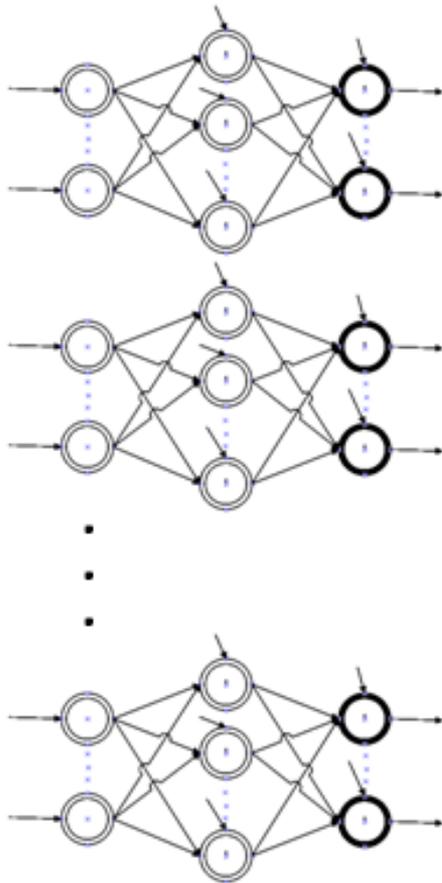
*GPGPU – общие вычисления на ядрах графических процессоров видеокарты

Применение архитектуры CUDA

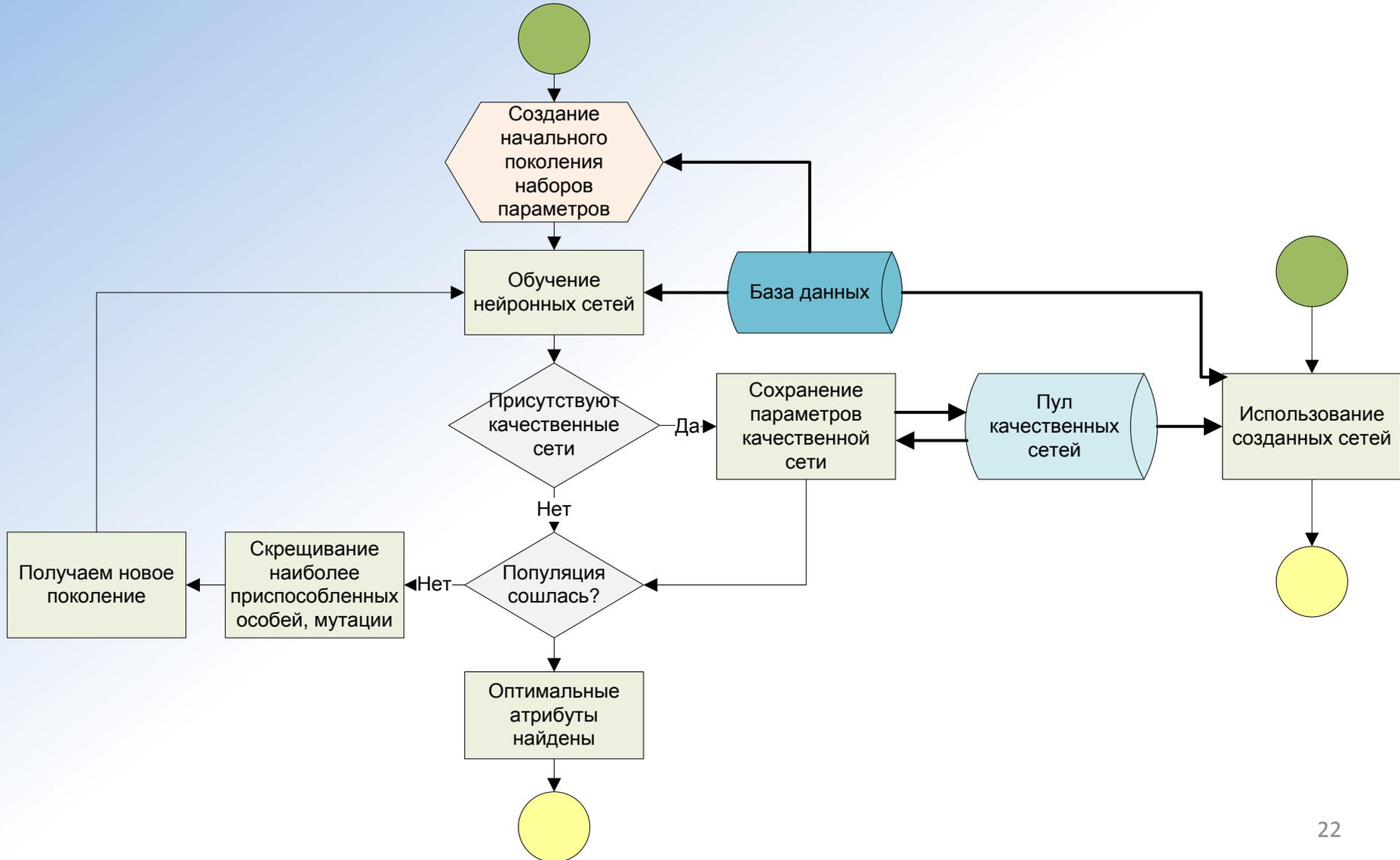
- Массивно-параллельные вычисления на ядрах графического процессора
- Совместное параллельное использование CPU и GPU
- Взаимодействие и синхронизация нитей
- CUDA C



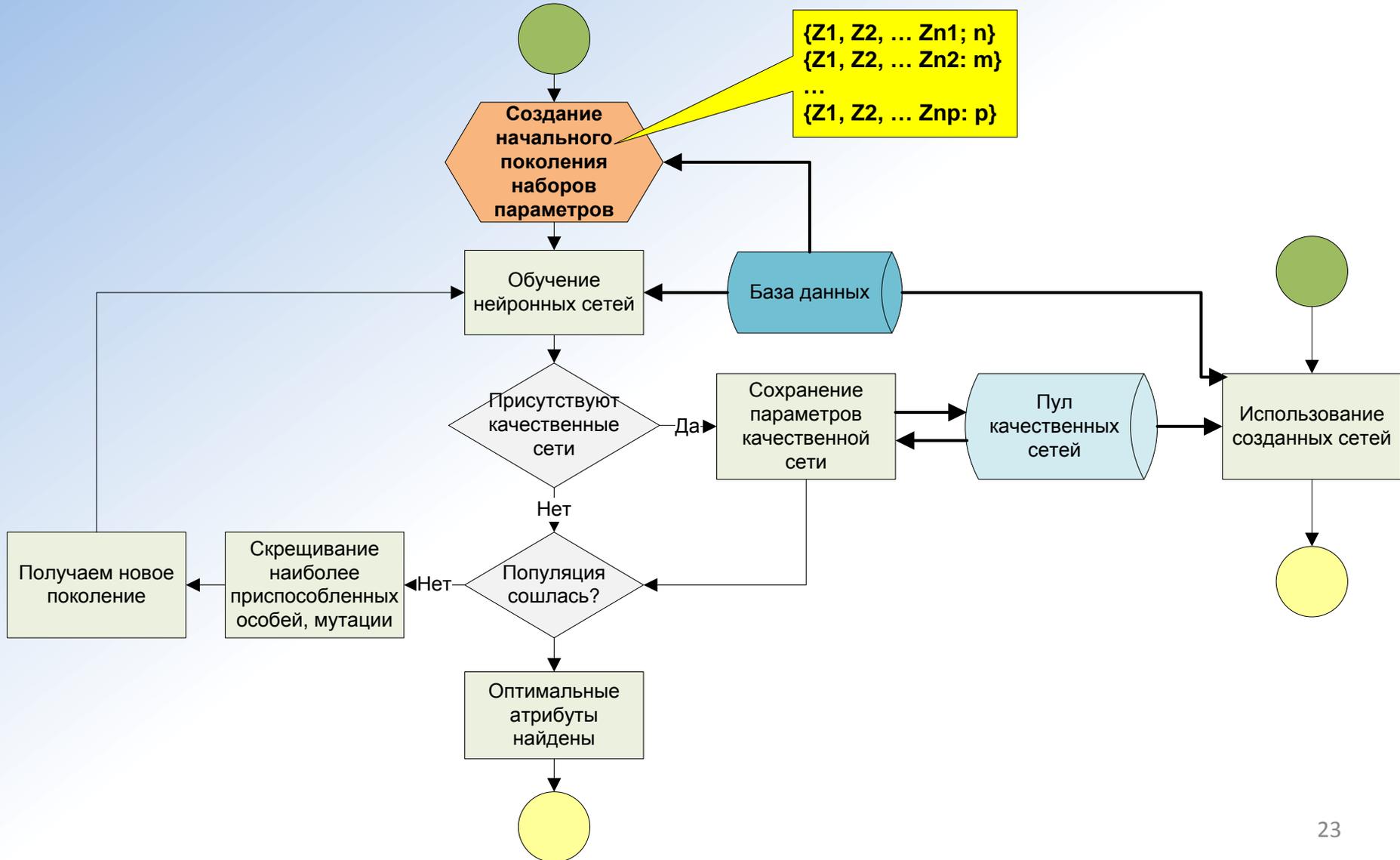
Использование техники GPGPU



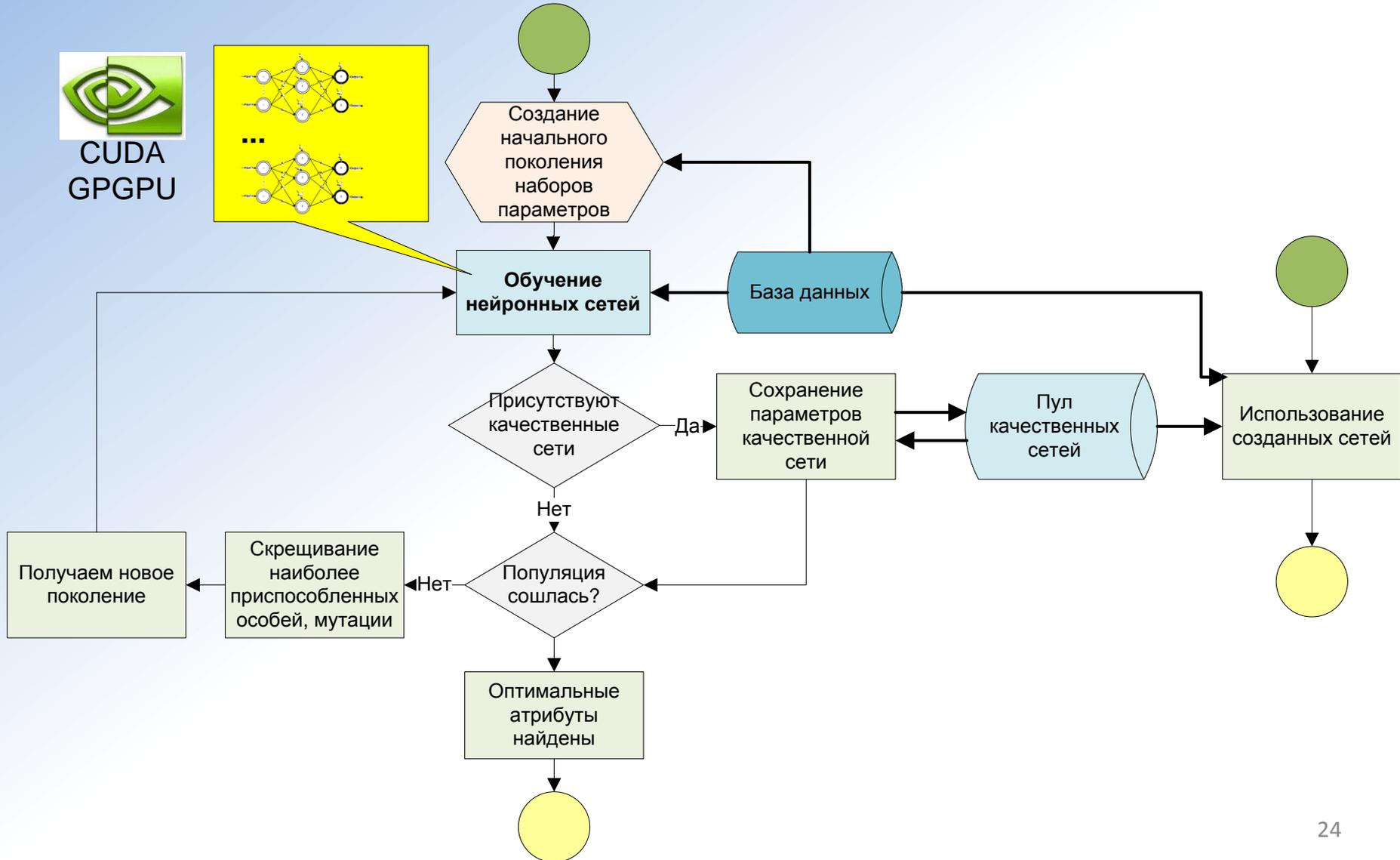
Разработанная система поддержки принятия решений



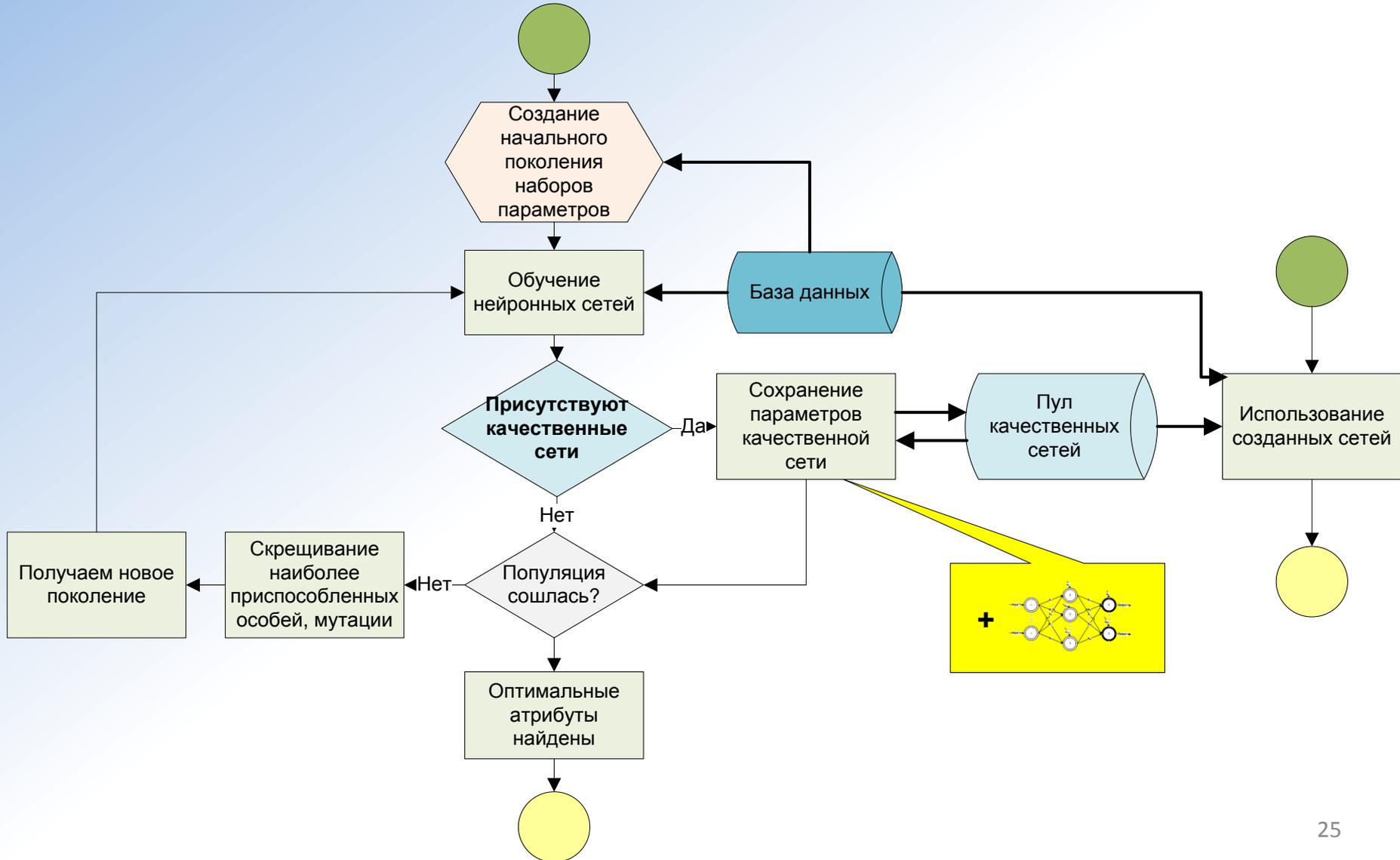
Разработанная система поддержки принятия решений



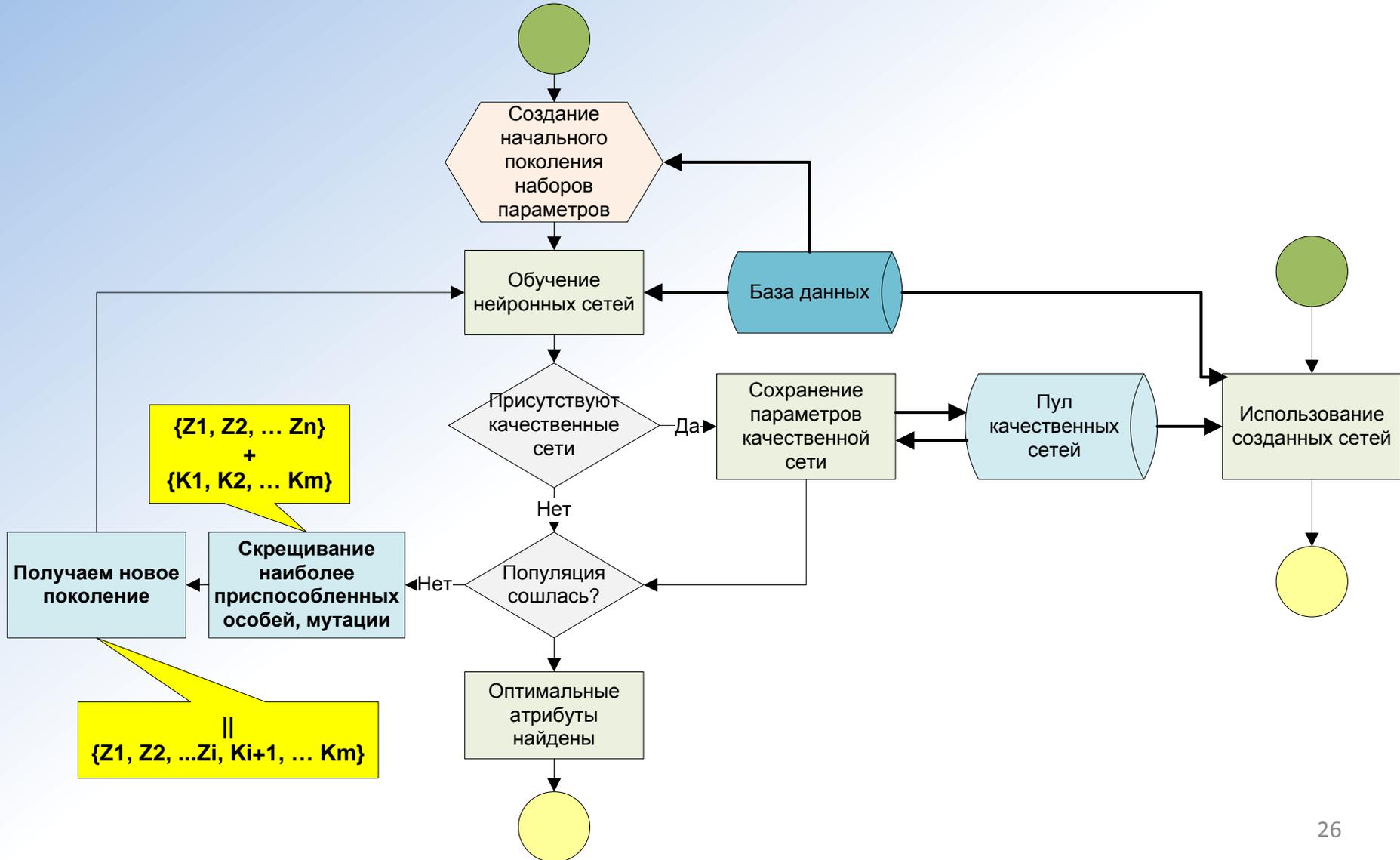
Разработанная система поддержки принятия решений



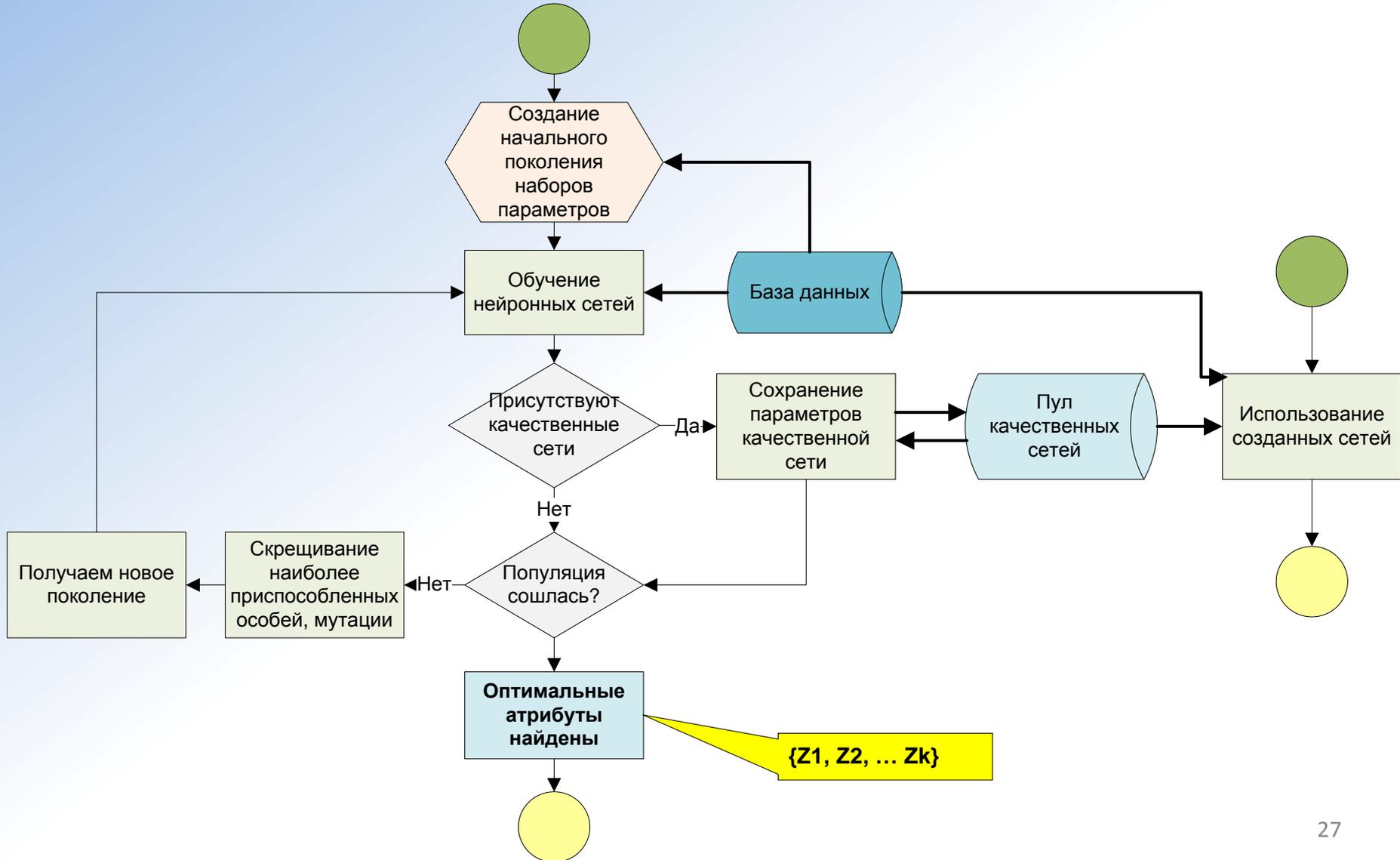
Разработанная система поддержки принятия решений



Разработанная система поддержки принятия решений



Разработанная система поддержки принятия решений

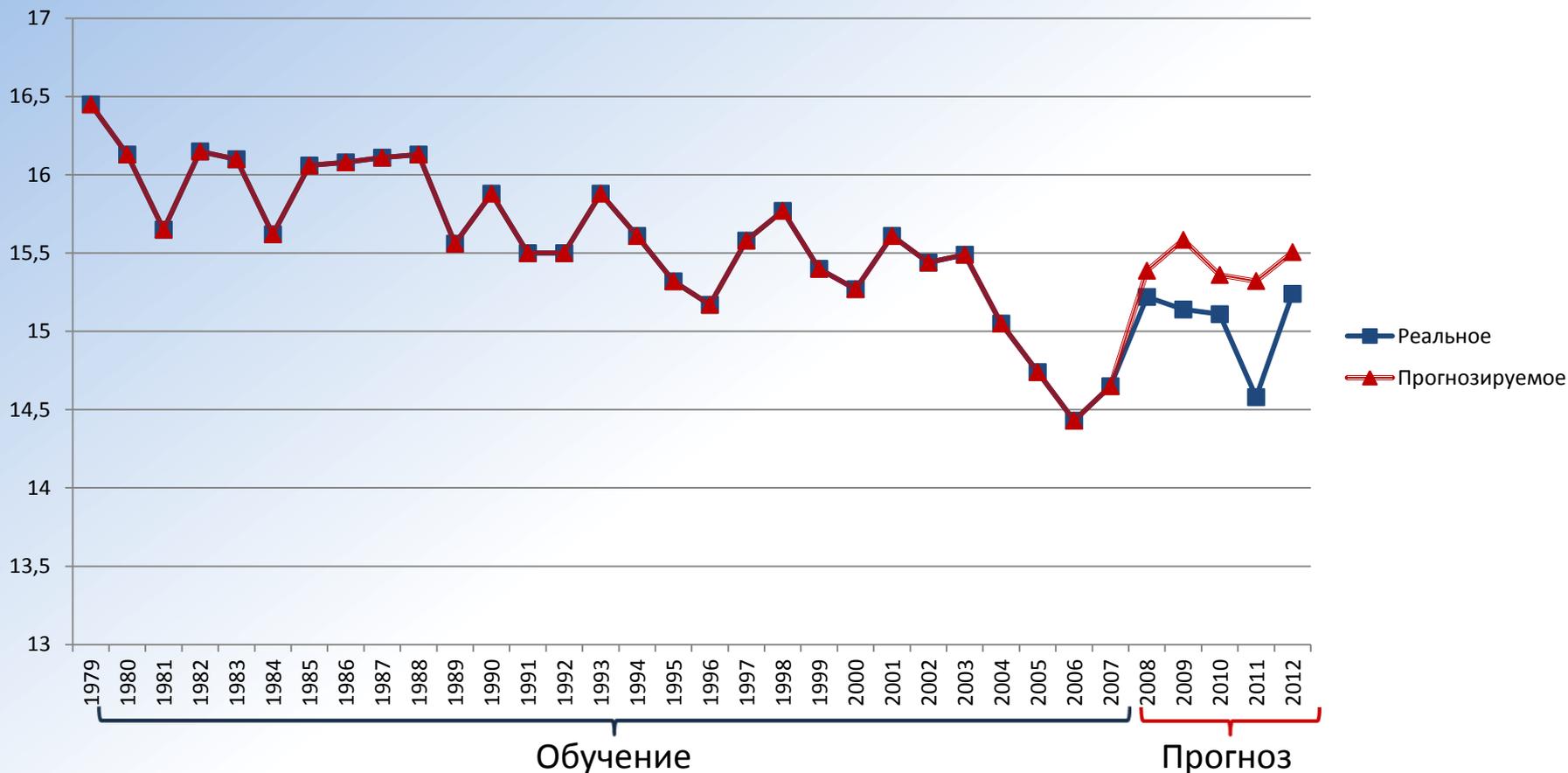


Прогнозирование площади морских льдов в Северном Полушарии

- Обучение – данные о площади льдов и приходящей солнечной радиации с 1870 по 1980
- Тестовые прогнозы на данных с 1980 по 2007



Прогноз на 5 лет и реальные значения максимальной площади льдов



- Средняя величина расхождения 2.5% от среднегодового значения максимальной площади

Достигнутые результаты

- Показана возможность применения разработанной системы для прогнозирования климатических показателей.
- Достигнута точность прогнозирования, лучше чем у применяемых стат. методов.
- Обоснована целесообразность применения интервальных нейронных сетей для создания среднесрочных прогнозов изменения площади морских льдов.

Апробация на задаче кредитного скрининга

1000 карточек клиентов банка*:

- 7 числовых атрибутов
- 13 категориальных
- Признак кредитоспособности

* Данные взяты из UCI Machine Learning Repository



Апробация на задаче кредитного скрининга

- 800 карточек для обучения модели скрининга
- 200 карточек для оценки кредитоспособности обученной системой

СППР \ карточка	Кредитоспособен	Не кредитоспособен
Кредитоспособен	109	20
Не кредитоспособен	30	41

Достигнутые результаты

- Разработан алгоритм обучения интервальной нейронной сети (обобщение алгоритма обратного распространения ошибки)
- Разработан алгоритм отбора наиболее информативных параметров
- Разработан метод распараллеливания вычислений в созданной системе
- Разработано программное обеспечение, реализующее оболочку системы поддержки принятия решений

Научная новизна

- Предложен алгоритм нахождения оптимальной структуры интервальной нейронной сети
- Разработан алгоритм обучения интервальных нейронных сетей общего вида

Практическая значимость

- Разработан программный продукт
- Улучшено качество прогнозирования площади морских льдов
- Увеличена скорость обучения наборов нейронных сетей

Дальнейшее направление исследований

- Улучшение качества прогнозирования за счет разработки новых методов анализа данных с использованием нейронных сетей
- Повышение скорости обучения нейронных сетей, за счет развития технологий параллельных вычислений на графических процессорах
- Применение системы к решению широкого круга задач прогнозирования

Апробация работы

- Основные положения работы докладывались и обсуждались на 6 всероссийских и 1 международной конференции
- Опубликовано 12 научных работ (3 ВАК, 1 Scopus)
- В федеральной службе по интеллектуальной собственности зарегистрированы права на программу ЭВМ
- Результаты диссертации внедрены на предприятиях и в учебном процессе

Спасибо за внимание!