Построение модели нейронной сети для задачи поиска объектов в угловом пространстве со сверхразрешением

Юрченков Иван Александрович

2023-06-14

## Архитектура модели нейронной сети

Для решения задачи построения модели экстраполяции значений коэффициентов ряда для приемников виртуальной системы была выбрана архитектура полносвязной нейронной сети прямого распространения. На входе обозначены известные реальные значения коэффициентов для физических приемников ЦАР, рассчитанных на основе принятого распределения интенсивности отраженного сигнала от сканируемой области. Входные данные обозначены как вектор значений для физических элементов системы ЦАР c индексами в пределах , где - количество реальных физических приемных устройств одномерной системы в одну из двух сторон от центрального детектора. Выход нейросетевой модели составляет вектор предсказываемых значений коэффициентов виртуальной приемной системы большего размера в окне экстраполяции , где - как и соотвественно количество применых устройств одномерной приемной системы в одну сторону. Схематично архитектура построенной модели выглядит следующим образом:

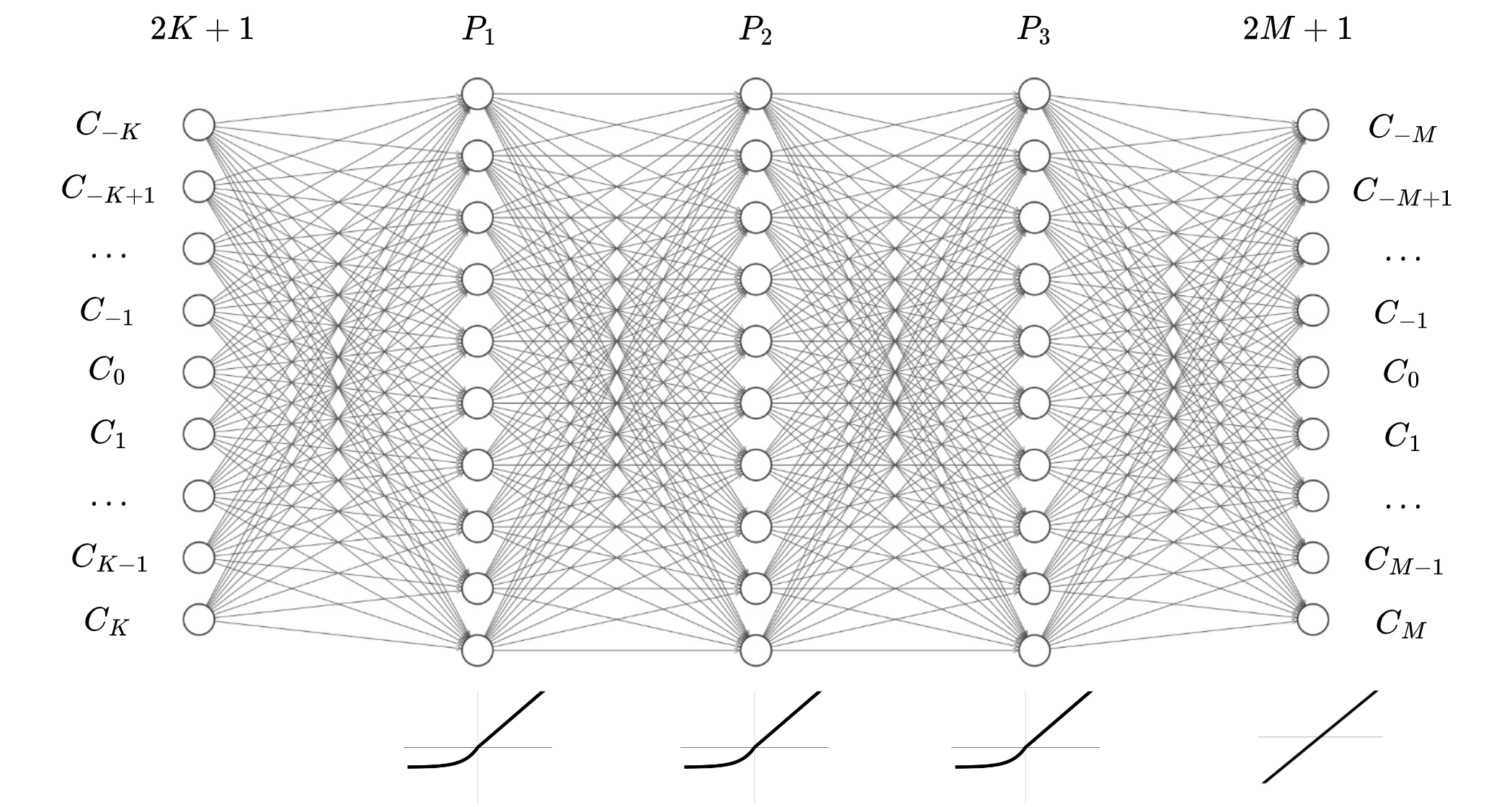


Рисунок с архитектурой нейронной сети

Скрытые слои нейросетевой модели представляют собой полносвязные линейные слои, обрабатывающие входные сигналы линейной сверткой с коэффициентами для каждого нейрона на каждом входе, выражающиеся для каждого нейрона в виде вектора весов связей входов с конкретным выходом из нейрона, и в виде матрицы для всего слоя соответственно.

## Обучение нейронной сети прямого распространения

Обучающая выборка для построения модели нейронной сети состояла из матрицы прецедентов , начальных данных коэффициентов реальных приемных устройств физической ЦАР количество которых для каждой записи составляло . Матрица прецедентов выглядит следующим образом:

Строки матрицы - это записи, которые являются примерами приема датчиками одного сгенерированного сигнала с двумя целями, не резрешимыми по критерию Рэлея. Столбцы - это коэффициенты каждого приемного устройства при различных целях.

Правильные ответы для обучения модели представлены в виде матрицы откликов , которая состояла из желаемых значений коэффициентов виртуальной ЦАР с большим числом приемных устройств .

При обучении модели мы преследуем цель расширить общее число виртуальных устройств с помощью экстраполяции значений коэффициентов датчиков в обе стороны от центра ЦАР. Схематично, это можно выразить следующим образом:

рисунок с схемой расширения одномерной ЦАР

Выборка была сформирована на основе генерации случайных пар целей в пределах окна отсутсвия их разрешения в принятом сигнале по критерию Релея. Распределения коэффициентов реальной ЦАР в матрице прецедентов при подстановке в расчет итогового принятого сигнала не давала возможности различить в исследуемом угловом разрешении различные цели. В матрице откликов мы имеем желаемые коэффициенты виртуальной ЦАР, полученные путем рассчета коэффицентов приемных устройств с большим их числом в системе по зависимости, показанной выше.

## Полученные результаты

На основе сгенерированной выборки с наборов значений коэффициентов принятого сигнала для моделируемой физической системы приемных устройств и желаемых для данного распределения сигналов, не разрешимых данной системой по критерию Рэлея, коэффициентов принятого сигнала для системы виртуальных устройств была обучена модель полносвязной нейронной сети прямого распространения с тремя скрытыми слоями по нейронов в каждом. В рамках данной задачи тестировалась физическая система с реальных приемных устройств в одну сторону от центра одномерной ЦАР и виртуальной системой с приемных устройств, что определяет количество входных и выходных значений в одном наборе выборки данных.

Обучение модели полносвязной нейронной сети прямого распространения происходило на случайно сгенерированных выборках с применением метода оптимизации *Adam* со стандартными гиперпараметрами и , начальной скоростью обучения . Для оптимизации параметров модели применялся пакетный метод оптимизации с размером пакета наборов .В качестве минимизируемого функционала качества выступала среднеквадратическая ошибка . Обучение до плато на кривой обучения по метрике среднеквадратической ошибки заняло ориентировочно 2000 эпох. Полученные результаты для обученной модели представлены ниже на рисунках.

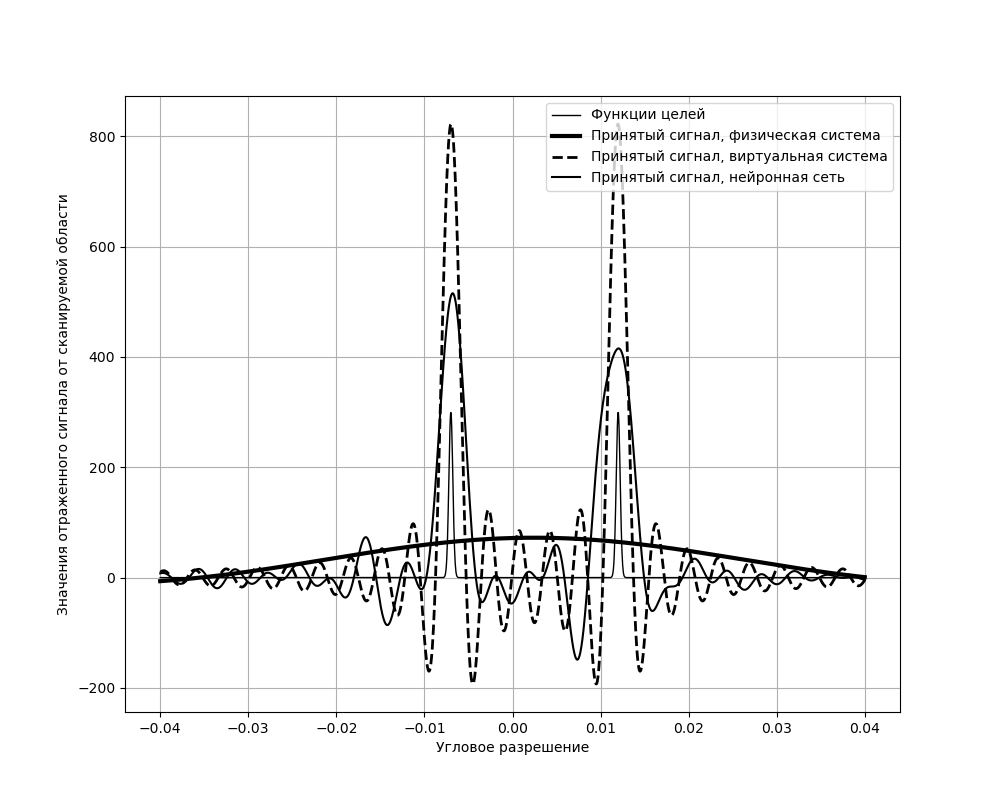
В первом эксперименте были взяты симметричные (чётные) цели относительно начала координат в выбранном угловом разрешении, не позволяющем распознать данные цели реальной физической системой.

|  |  |
| --- | --- |
| а - принятый сигнал виртуальной системой с симметричными целями  а) | б - действительные значения коэффициентов приемных устройств для выбранного сигнала  б) |
| в - мнимые значения коэффициентов приемных устройств для выбранного сигнала  в) |

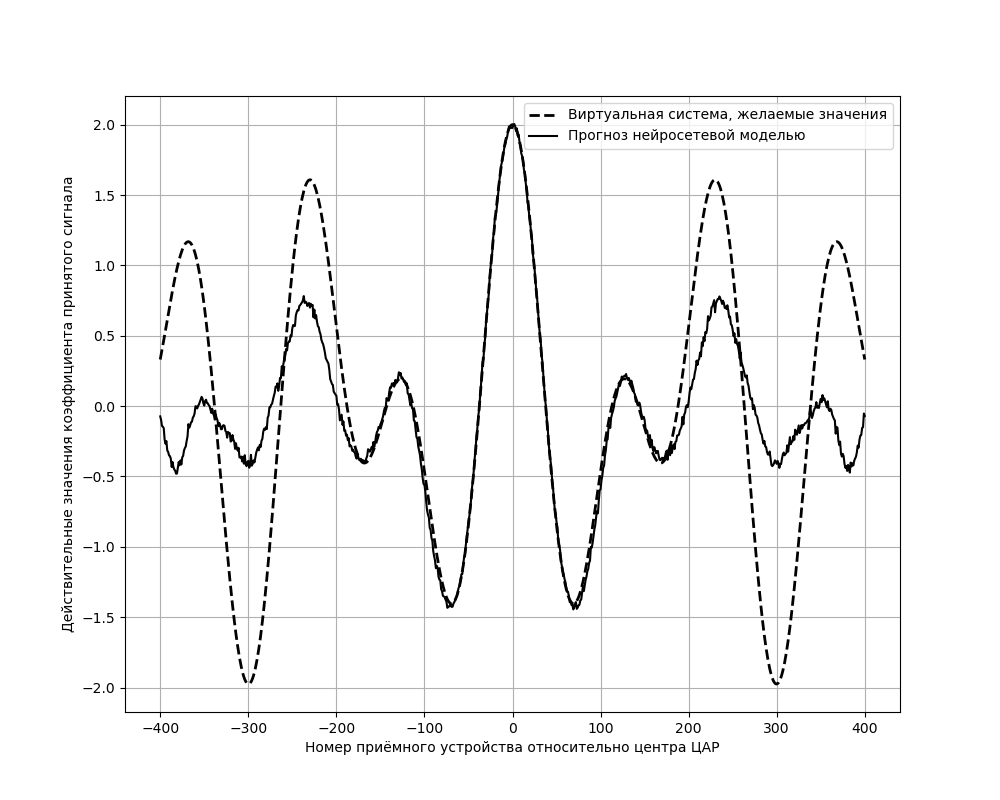
Рисунок

Сплошная тонкая линия - функции моделируемых целей; сплошная жирная линия - прием сигнала и коэффициенты реальной физической моделируемой системы; штриховая линия - идеальные (целевые) значения вирутальной системы обнаружения с большим числом приемных устройств; сплошная линия - прогнозирование моделью нейронной сети.

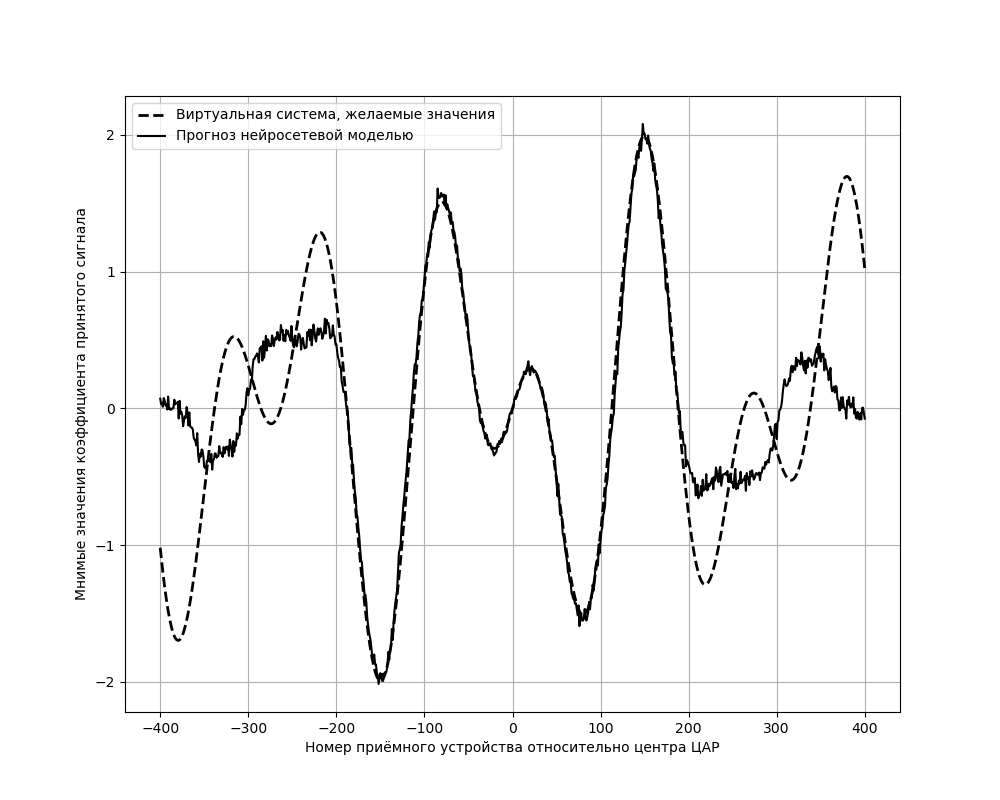
Отметим для симметричных целей высокую точность выявления и маленькую ошибку.



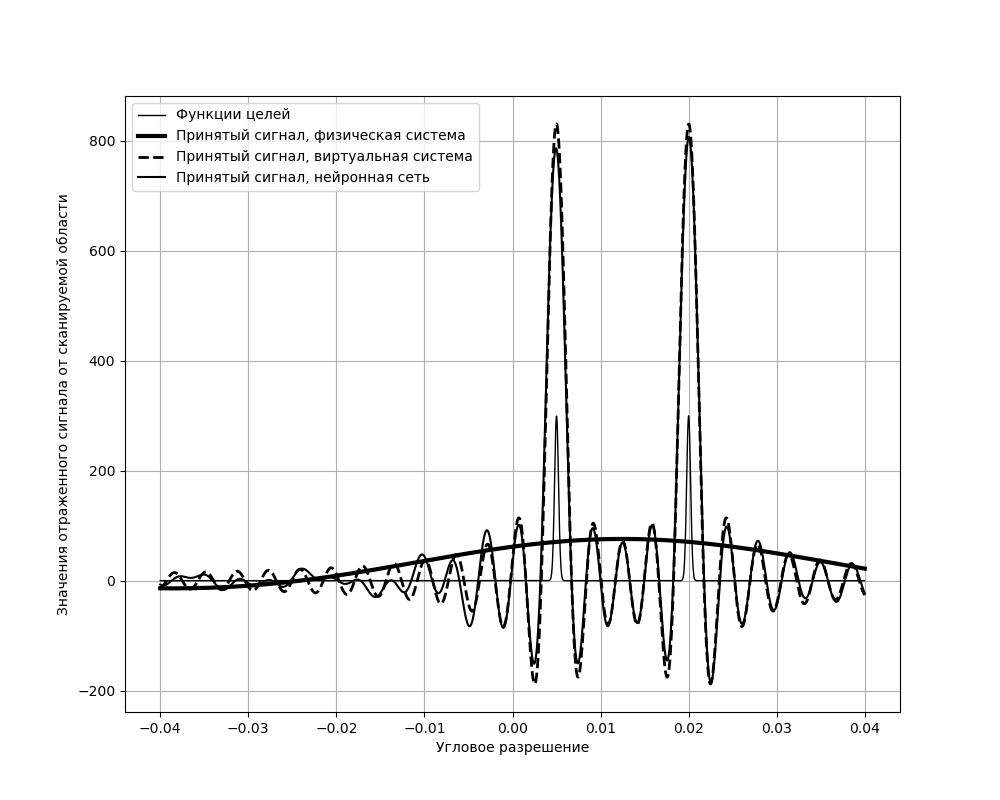
а - принятый сигнал виртуальной системой с несимметричными целями



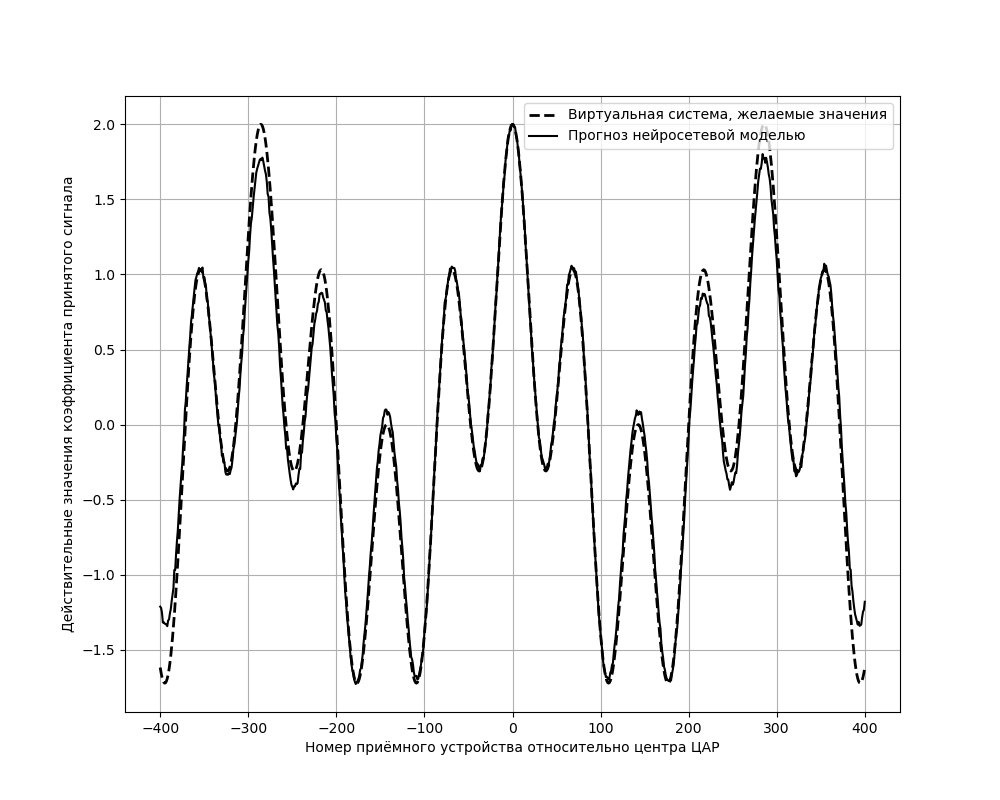
б - действительные значения коэффициентов приемных устройств для выбранного сигнала



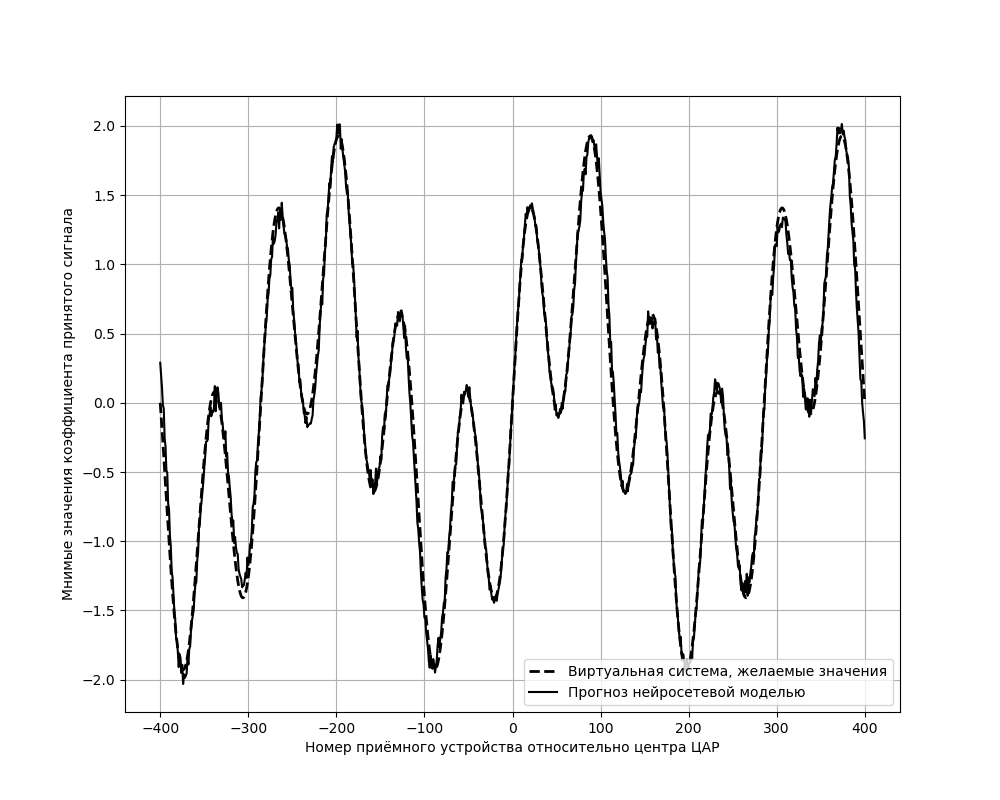
в - мнимые значения коэффициентов приемных устройств для выбранного сигнала



а - принятый сигнал виртуальной системой с односторонними целями



б - действительные значения коэффициентов приемных устройств для выбранного сигнала



в - мнимые значения коэффициентов приемных устройств для выбранного сигнала