

МИНОБРНАУКИ РОССИИ  
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение  
высшего образования  
**«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ  
ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ  
УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ Н.Г. ЧЕРНЫШЕВСКОГО»**

Кафедра радиофизики и нелинейной динамики

**Влияние внутренних шумов на работу аппаратных спайковых  
нейронных сетей**

АВТОРЕФЕРАТ БАКАЛАВРСКОЙ РАБОТЫ

студента 4 курса 4032 группы  
направления 03.03.03 Радиофизика  
Института физики  
Москвитина Виктора Максимовича

Научный руководитель  
доцент, к.ф.-м.н

\_\_\_\_\_ Н.И. Семенова

Заведующий кафедрой  
д.ф.-м.н, доцент

\_\_\_\_\_ Г.И. Стрелкова

## ВВЕДЕНИЕ

Искусственные нейронные сети (ИНС) в последние десятилетия стали основой решения многих задач в области обработки информации. Сети различной сложности и глубины применяются в различных задачах, таких как классификация, регрессия, кластеризация, распознавание образов, обработка естественного языка, компьютерное зрение, генерация контента, прогнозирование временных рядов, поиск аномалий, сжатие и восстановления данных, оптимизация задач и др.

С каждым днём задачи усложняются, и дальнейшее увеличение их сложности и масштабов упирается в ограничения цифровых вычислительных систем, которые не успевают за темпами роста ИНС и требуют всё большего роста энергозатрат. В качестве решения проблем с энергоэффективностью активно исследуется переход к аналоговым моделям, работающие на физических принципах – оптический, фотонных, мемристивных, нейроморфных и других технологий. Их преимущество в высокой скорости обработки данных, хорошей масштабируемости при крайне низком энергопотреблении.

Однако у такого решения есть фундаментальная проблема – внутренние шумы. Эти шумы вызывают нежелательные флуктуации сигналов внутри нейронов, что ставит под вопрос точность системы, особенно в таких задачах, таких как классификация. Исследование влияния внутренних шумов на работу ИНС позволяет понять, как шум сказывается на эффективности сети, а также разработать более устойчивые аппаратные реализации, способные работать в условиях помех.

Актуальность настоящей работы обусловлена активным развитием аппаратных нейросетевых технологий и необходимостью обеспечения их надёжности в условиях физически неизбежного внутреннего шума.

Новизна данной работы заключается в исследовании поведения уже обученной сети в условиях воздействия различных типов шумов, а также в анализе зависимости точности классификации от интенсивности шумового

воздействия. Объектом исследования является искусственная спайковая нейронная сеть, обученная для классификации изображений. Предметом исследования выступает влияние внутреннего шума на точность работы сети. Методом исследования в данной работе является численное моделирование.

Целью данной работы является установление особенностей влияния внутреннего шумового воздействия на работу обученной спайковой нейронной сети, решающей задачу классификации изображений, и оценка степени устойчивости сети к различным видам шумового воздействия, поиск наиболее и наименее критичных для работы сети типов шумовых воздействий.

В рамках данной работы для реализации поставленных целей будут выполнены следующие задачи:

1. Создание и обучение спайковой нейронной сети, разработка соответствующего программного обеспечения.
2. Внедрение внутреннего шумового воздействия в различные части искусственных нейронов, сравнение работы нейронной сети с шумовым воздействием и без него.
3. Анализ точности работы сети при различных типах и интенсивностях шумового воздействия.

В первом разделе «Общие сведения об искусственных нейронных сетях» рассматриваются общие сведения об искусственных нейронных сетях: области их применения, преимущества и недостатки. Отмечается, что одним из решений проблемы энергоэффективности является переход к аппаратным нейронным сетям, а наиболее энергоэффективными среди них считаются спайковые нейронные сети. Описана LIF-модель спайкового нейрона. Также рассматривается проблема того, что аппаратные сети уязвимы к шумовым воздействиям, вводятся понятия мультипликативного и аддитивного шума.

Во втором разделе «Исследование поведения спайковой сети в условиях шумов» проводится экспериментальный анализ влияния шума на спайковую нейронную сеть, решающую задачу классификации рукописных цифр. В рамках

данной работы было рассмотрено две задачи обучения на данных MNIST и N-MNIST. В рамках данной работы было получено, что на накопление шума сильно влияет диапазон входных значений нейрона. Поэтому были рассмотрены случаи предварительной фильтрацией и без для входного тока нейрона. Проанализировано изменение точности работы обученной сети при различных типах и интенсивностях шумового воздействия.

# Глава 1. Общие сведения об искусственных нейронных сетях

## 1.1 Искусственные нейронные сети, применение

Искусственные нейронные сети (ИНС) – это математическая модель, изначально вдохновлённая биологическими нейронными сетями. Они способны моделировать сложные нелинейные преобразования между входными и выходными данными, что делает их эффективными там, где обычные алгоритмы недостаточно точны.

За последние годы активно развивается направление ИНС, а также расширяются области их применения в науке и технике, однако дальнейший прогресс требует более быстрого роста вычислительных ресурсов (рис. 1). Таким образом, одной из важных проблем искусственного интеллекта является то, что в существующие технологии уже не будут соответствовать имеющейся скорости развития ИНС.

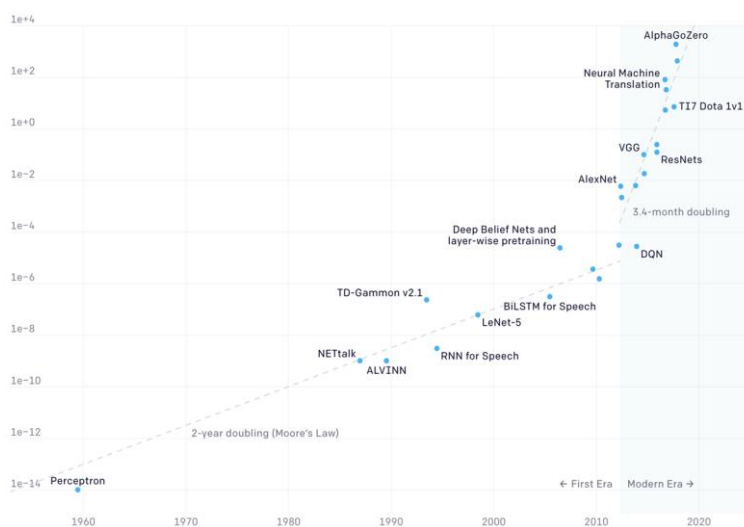


Рисунок 1. Вычислительная мощность, необходимая для работы ключевых нейронных сетей.

## 1.2 Аппаратные нейронные сети

В качестве одного из главных решений проблемы энергозатрат активно

развивается переход к аппаратным реализациям моделей искусственных нейронных сетей.

В отличие от классических цифровых реализаций, аппаратные ИНС имеют преимущества, заключающиеся в высокой скорости обработки данных и хорошей масштабируемости при крайне низком энергопотреблении. Наиболее энергоэффективными ИНС на данный момент являются спайковые нейронные сети (СНС). С точки зрения энергоэффективности, их реализация на нейроморфном оборудовании представляют собой многообещающий подход именно поэтому в данной работе будут исследоваться СНС (рис. 2).



Рисунок 2. Пример аппаратной спайковой нейронной сети - печатная плата SpiNNaker с 48 узлами.

### 1.3 Спайковые сети и искусственные нейроны

Спайковая нейронная сеть (импульсная нейронная сеть) – это третье поколение искусственных нейронных сетей. Вместо передачи непрерывных значений они имитируют принципы работы биологических нейронов: нейрон накапливает входные сигналы и выдает выходной сигнал (активируется), только когда накопленные значения достигают определенного порога. Для спайковых нейронов важна не только мощность входного сигнала, но и время его поступления. При отсутствии спайка нейрон «спит», экономя ресурсы.

В работе используется модель Leaky Integrate-and-Fire (LIF) - пороговый

интегратор с утечкой (рис. 4). Модель описывается следующим уравнением:

$$U(t + 1) = \beta U(t) + I_{in}(t + 1) - R(t), \quad (1)$$

где  $U(t)$  – мембранный потенциал,  $\beta$  – коэффициент утечки,  $W$  – вес нейрона,  $I_{in}(t + 1)$  – входной сигнал,  $R(t)$  – сброс мембранного потенциала. Нейрон получает на вход сигнал, накапливая мембранный потенциал, который постепенно нарастает. Когда потенциал достигает порога, нейрон генерирует спайк  $S(t)=1$ :

$$S(t) = \begin{cases} 1, & \text{если } U(t) > U_{tr} \\ 0, & \text{иначе} \end{cases} \quad (2)$$

где  $S(t)$  – выходной сигнал нейрона,  $U_{tr}$  пороговое значение для мембранного потенциала.

Механизм сброса путем вычитания моделируется следующим образом:

$$U(t + 1) = \beta U(t) + I_{in}(t + 1) - S(t) * U_{tr}, \quad (3)$$

Работает система следующим образом: входной сигнал  $I_{in}(t + 1)$  учитывает сигналы с других нейронов и их веса. За счёт обратной связи  $\beta U(t)$  потенциал растёт. При отсутствии сигнала коэффициент утечки понижает его, коэффициент утечки снижает мембранный потенциал. После генерации спайка, происходит сброс, и всё повторяется снова.

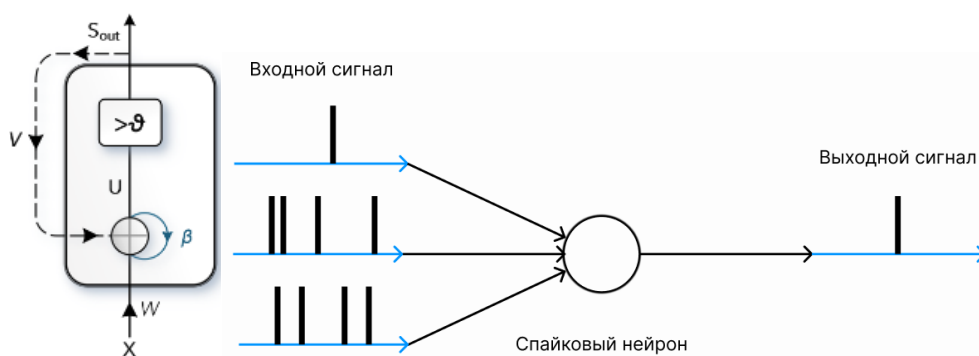


Рисунок 3. LIF модель нейрона.

#### 1.4 Шум, основные характеристики

Хотя аппаратные реализации и являются энергоэффективными, у такого решения есть фундаментальная проблема – это влияние внутренних шумов, которые представляют собой помехи в сигналах нейронов. Они обусловлены

флуктуациями напряжения, температурными дрейфами, нестабильностью оптических или нейроморфных компонентов и другими физическими источниками. Всё это возникает в процессе вычислений и передачи информации между элементами сети.

С математической точки зрения, шум в нейроне можно описать как возмущение, накладываемое на сигнал, проходящий через сам нейрон. При наличии аддитивного шума сигнал нейрона приобретает вид:

$$x_{noise} = x + \sqrt{2D_a} * \xi_a(t), \quad (2)$$

где  $x$  – исходный сигнал,  $D_a$  – интенсивность аддитивного шума,  $\xi_a(t)$  – источник белого гауссовского шума.

При наличии мультипликативного шума сигнал нейрона приобретает вид:

$$x_{noise} = x \left( 1 + \sqrt{2D_m} * \xi_m(t) \right), \quad (3)$$

где  $x$  – исходный сигнал,  $D_m$  – интенсивность мультипликативного шума,  $\xi_m(t)$  – источник белого гауссовского шума.

В LIF модели (1) шум может накапливаться в разных местах: во входном токе  $I_{in}(t)$ , мембранном потенциале  $U(t)$  и в выходном сигнале  $S(t)$ . Исходя из ранее сказанного разрабатывая систему следует учитывать не только тип шумового воздействия, но и место, в котором оно возникает.

## Глава 2. Исследование поведения спайковой сети при наличии шумового воздействия

### 2.1 Структура сети

Для анализа влияния шума на спайковую нейронную сеть была разработана архитектура с одним скрытым слоем, решающая задачу классификации рукописных цифр (рис. 4). Входной слой из линейных нейронов передаёт яркость пикселей на скрытый слой. Рассмотрены две задачи: обучение на данных MNIST и N-MNIST. Скрытый и выходной слои состоят из спайковых LIF-нейронов.

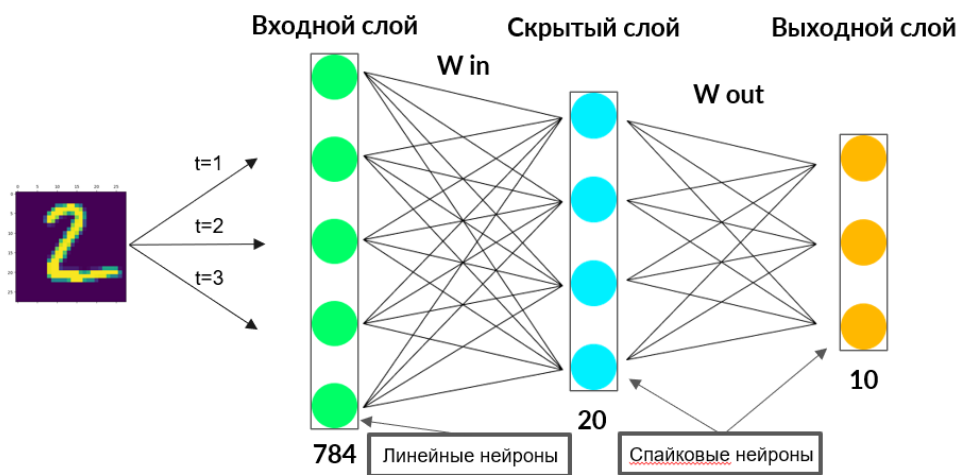


Рисунок 4. Схематическое представление рассматриваемой СНС.

Получено, что на накопление шума сильно влияет диапазон входного сигнала нейрона. Далее рассмотрено влияние шума на спайковую сеть с фильтрацией и без. Используются фильтры сигмоида и гиперболический тангенс (рис. 5).

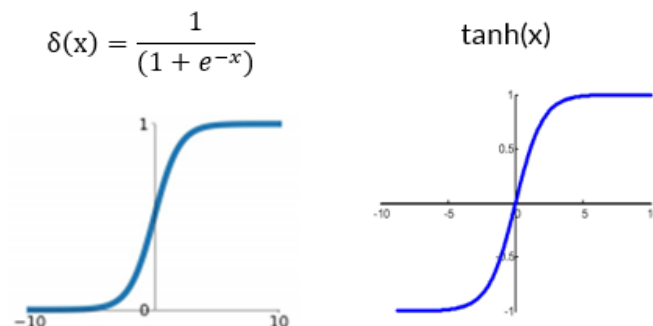


Рисунок 5. Нелинейные фильтры входного сигнала нейронов.

Для исследования шума использовался аддитивный и мультипликативный белый гауссовский шум, который добавлялся во входной ток, мембранный потенциал и в выходной сигнал (рис. 6).

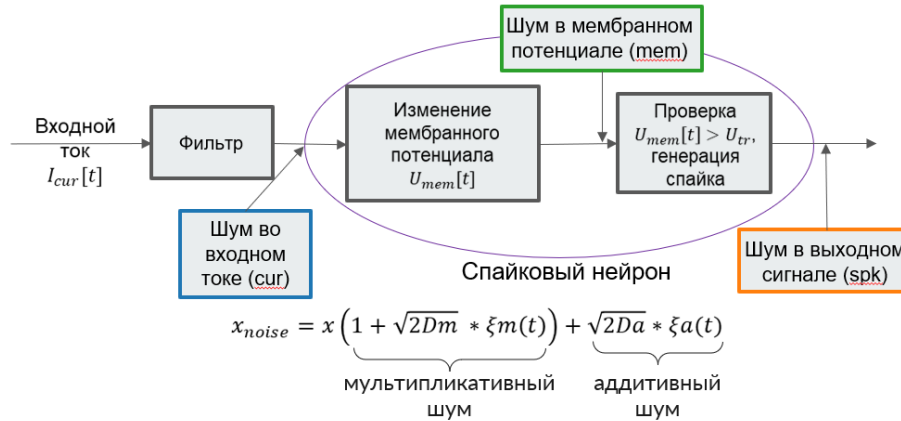


Рисунок 6. Влияние шума на LIF нейрон.

## 2.2 Влияние шума на обученную сеть. MNIST

**Без предварительного фильтра.** В случае аддитивного шумового воздействия наиболее критично воздействие на выходной сигнал (spk), точность падает с 88.94% до 63.98%. В случае мультипликативного шума наиболее критично воздействие для мембранного потенциала (mem) точность падает с 88.94% до 44.39%. Графики изменения точности работы сети при увеличении интенсивности шумового воздействия приведены на Рис. 7.

**Гиперболический тангенс.** В случае аддитивного шума наиболее критично воздействие на выходной сигнал (spk), точность падает с 85.21% до 51.52%. В случае мультипликативного шума наиболее критично воздействие для мембранного потенциала (mem) точность падает с 85.21% до 46.43%. Графики изменения точности работы сети при увеличении интенсивности шумового воздействия приведены на Рис. 8.

**Сигмоида.** В случае аддитивного шума наиболее критично воздействие для входного тока (cur), точность падает с 91.76% до 56.43%. В случае мультипликативного шума наиболее критично воздействие для выходного сигнала (spk) точность падает с 91.76% до 87.46%. Графики изменения точности работы сети при увеличении интенсивности шумового воздействия приведены на Рис. 9.

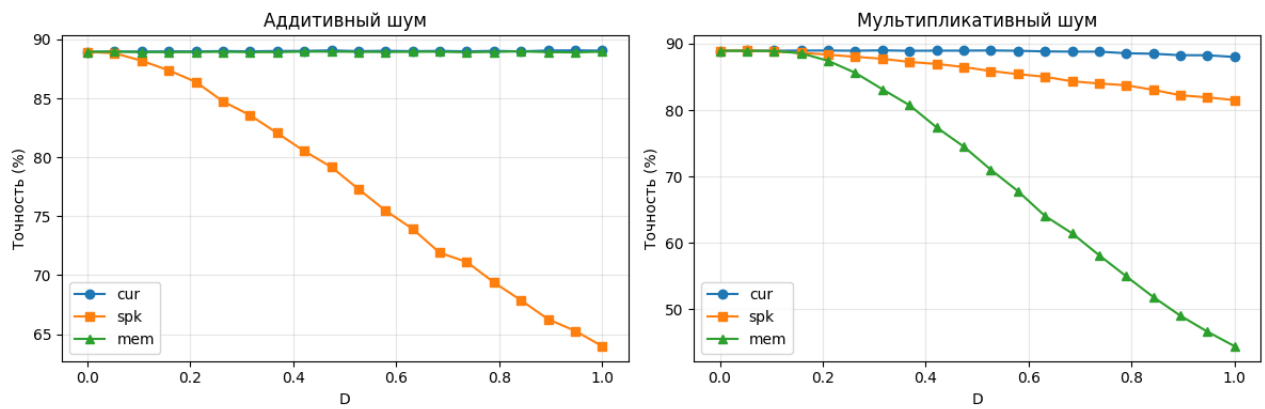


Рисунок 7. Сеть, обученная на MNIST без предварительных фильтров.

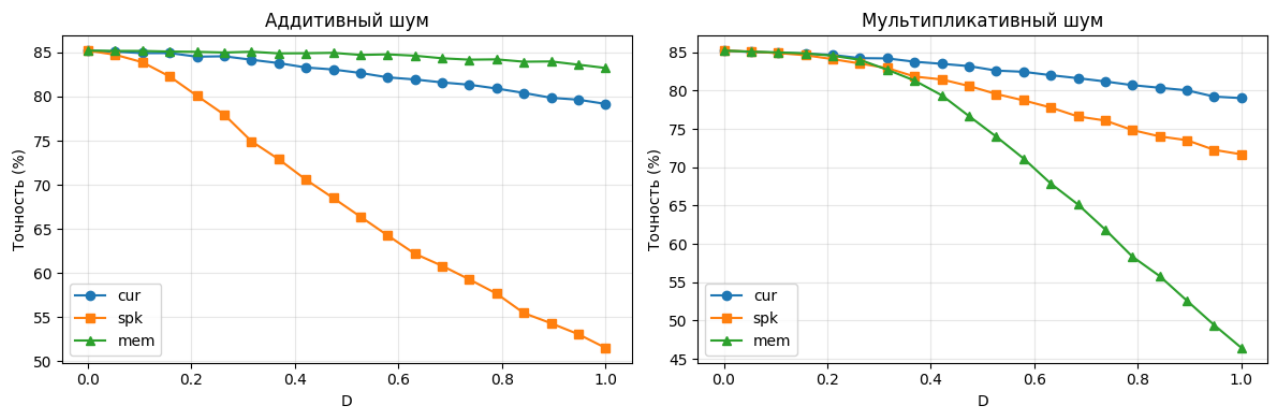


Рисунок 8. Сеть, обученная на MNIST с фильтром «гиперболический тангенс» в скрытом слое.

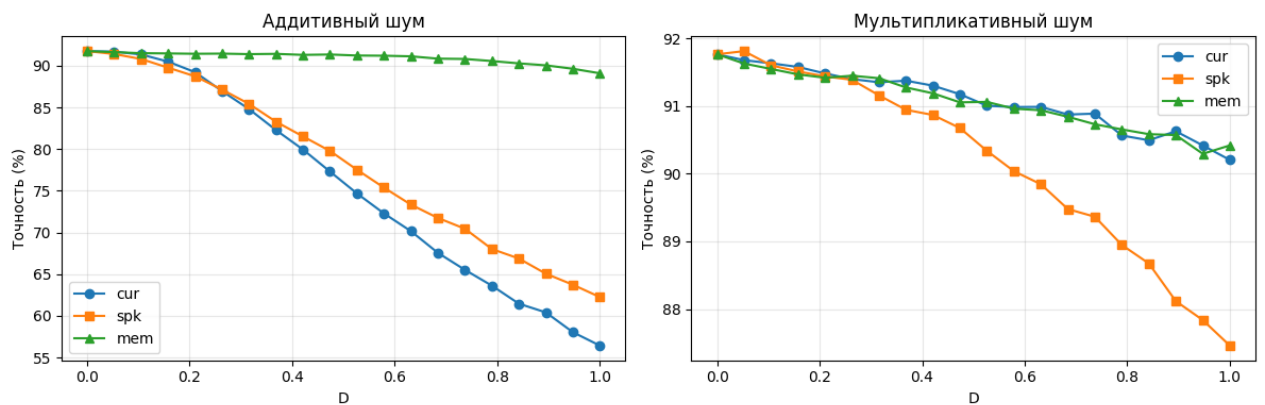


Рисунок 9. Сеть, обученная на MNIST с фильтром «сигмоида» в скрытом слое.

Также был рассмотрен случай обучения сети со 100 нейронами в скрытом слое и на базе N-MNIST. В этих случаях результат качественно аналогичен тому, что было получено для сетей с 20 нейронами в скрытом слое сети, обученной на базе данных MNIST (рис. 7-9).

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной работе были установлены особенности влияния внутреннего шумового воздействия на работу обученной спайковой нейронной сети, решающей задачу классификации изображений, произведена оценка степени устойчивости сети к различным видам шумового воздействия, найдены наиболее и наименее критические для работы сети типы шумовых воздействий.

Было разработано программное обеспечение для работы спайковой нейронной сети, решающей задачу классификации в условиях шума. Критичность шумового воздействия сильно зависит от того, какая часть нейрона подвергается шумовому воздействию: входной ток, мембранный потенциал или выходной сигнал (спайки). В рамках данной работы было получено, что на накопление шума сильно влияет диапазон входных значений нейрона. Исходя из этого были предложены методы предварительной фильтрации. Наилучшим образом себя показал фильтр-сигмоида.

В сети без нелинейных фильтров аддитивный шум критичнее для выходного сигнала, а мультипликативный шум критичнее для мембранного потенциала. С точки зрения влияния шума сеть с гиперболическим тангенсом ведёт себя так же, как и сеть без фильтров. Сеть с фильтром-сигмоидой более устойчива к влиянию мультипликативного шума, но при этом увеличивается чувствительность к аддитивному шуму во входном токе. Использование фильтров во всех слоях со спайковыми нейронами приводит только к количественным изменениям: качественно все результаты такие же, как и для одного фильтра. Сеть, обученная и работающая на базе данных N-MNIST, более устойчива к шумовому воздействию, но при этом становится более чувствительной к флуктуациям входного тока нейрона. Также для более наглядной демонстрации явлений влияния шума на спайковую нейронную сеть были обучены сети с разным количеством нейронов в скрытом слое.

Таким образом, проведённое исследование может помочь в проектировании архитектуры аппаратной спайковой нейронной сети, которая сможет работать в условиях внутреннего шумового воздействия.