

## СПЕЦИАЛИЗИРОВАННАЯ КОМПЬЮТЕРНАЯ СИСТЕМА ДИАГНОСТИКИ СИНДРОМА ЖИРОВОЙ ЭМБОЛИИ

Гарипов И.И., группа КСД-01в

Руководитель проф. каф. АСУ Адамов В.Г.

В этой статье рассматривается созданная специализированная компьютерная система (СКС) диагностики синдрома жировой эмболии (СЖЭ). Программный продукт, реализованный при создании СКС, содержит цифровую обработку рентгенограмм и комплексный анализ лабораторный, клинических и анамнестических показателей применяемых в диагностике СЖЭ, основанный на нейросетевом моделировании. Данная система позволяет обучить нейронную сеть; спрогнозировать развитие заболевания; выделить полезную информацию, путем удаления шины наложения, на конечностях; выделить контур снимка; провести измерение углов смещений и степени захождения отломков; определить оптическую плотность костной ткани. Основной целью является улучшение анатомических и функциональных результатов лечения больных, снижение числа осложнений и неудовлетворительных исходов.

Диагностика СЖЭ является частным случаем классификации событий, причем наибольшую ценность представляет классификация тех событий, которые отсутствуют в обучающей нейросеть наборе. Здесь проявляется преимущество нейросетевых технологий — они способны осуществлять такую классификацию, обобщая прежний опыт и применяя его в новых случаях.

Жировая эмболия — тяжелое осложнение механической травмы, нередко приводящее к летальному исходу. При этом в большинстве случаев причина летальности обусловлена поздней диагностикой, которая строится на ряде данных различной значимости.

Чрезвычайное разнообразие показателей и их оценок побуждает систематизировать найденные изменения и выделить наиболее достоверные

признаки, приводя различные композиции диагностических показателей [1]. Подходы к диагностике синдрома жировой эмболии можно сгруппировать следующим образом:

1. Перечисление основных признаков, на которые необходимо ориентироваться при постановке диагноза;
2. Перечисление признаков с приведением частоты встречаемости каждого;
3. Разделение признаков на главные и второстепенные;
4. Обработка рентгенограмм;
5. Постановка диагноза.

В задачах диагностики СЖЭ не установлена четкая функциональная зависимость между клиническими, лабораторными и анамнестическими данными, поэтому сложно создать алгоритм решения задачи. Правильно обученная нейронная сеть сама устанавливает корреляционную связь между определенным входным воздействием и выходом, даже если информация на входе носит противоречивый характер.

Обучение нейронной сети ведется по принципу обратного распространения ошибки [2], с использованием эвристического алгоритма Quick prop [3]. Данные подаются на вход сети прямого распространения, состоящей из трех слоев: распределительного, рабочего и интерпретирующего (рис. 1). Каждый нейрон каждого слоя связан со всеми нейронами предыдущего. Для первого слоя роль предыдущего играют точки входа.

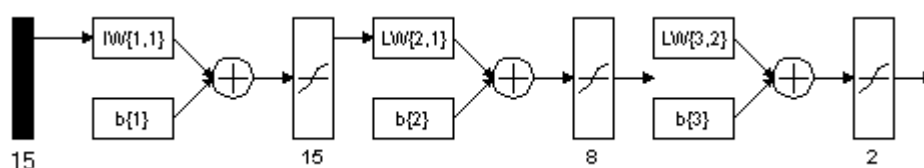


Рисунок 1 — Структурная схема нейронной сети

В качестве активационной функции выбрана биполярная сигмоидальная функция, которая задается в виде:

$$f(x) = \tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}. \quad (1)$$

Эта функция дифференцируема на всей области определения, и имеет простую производную.

$$\frac{df(x)}{dx} = 1 - f^2(x) \quad (2)$$

Нейрон с такой активационной функцией выполняет усиление слабых сигналов лучше, чем сильных и насыщение от больших сигналов не происходит, так как они соответствуют областям аргументов, где сигмоид имеет пологий наклон. Данная функция выбрана для всех нейронов сети, следовательно, сеть однородная. Выходной информацией системы является выявление заболевания у пациента.

В качестве обучающей выборки используются данные, предоставленные НИИ травматологии и ортопедии Донецкого государственного медицинского университета им. М. Горького.

Отметим основные возможности графического редактора, применяемого при обработке рентген изображений.

*Выделение полезной информации, путем удаления шины наложения, на конечностях.* Существует несколько способов выделения полезной информации: аппроксимация кривых, прослеживание контуров и связывание точек перепадов [4]. Для удаления шины наложения используется подход прослеживания контуров.

Прослеживание контуров напоминает поведение жука, обходящего препятствия. Эта процедура продолжается до тех пор, пока жук не вернется в исходную точку. Декартовы координаты, точек перехода, дают местоположение границы.

Для преодоления проблемы “дыр” внутри объекта, которые жук может пропустить, необходимо снабдить жука некоторой памятью и интеллектом, что позволит ему запоминать свои прошлые шаги и возобновлять прослеживание, если данный путь оказывается ошибочным. В результате жук формирует контуры по ходу своего движения.

Для реализации данного метода в поставленной задаче необходимо несколько модифицировать представленный алгоритм к следующему виду.

На рентгеновских снимках шина наложения несколько отличается по яркостному порогу от сегмента костной ткани. Т.о. запуская жука, прослеживаем перепады значения яркости. Уловив перепад, жук не поворачивает, как в классическом методе, а наоборот идет далее, заменяя текущее значение, на среднее значение предшествующих точек, которые лежат в окрестности обнаруженного перепада. Данный алгоритм представляет собой итеративный процесс, который продолжается пока не будет удалена шина наложения. При выполнении данного алгоритма, на изображении возникает некоторый шум, который устраняется путем фильтрации изображения.

*Выделение контуров.* Контуром будем называть изображение совокупность его пикселей, в окрестности которых наблюдается скачкообразное изменение функции яркости. Так как при цифровой обработке изображение представлено как функция целочисленных аргументов, то контуры представляются линиями шириной, как минимум, в один пиксель [5]. Для подчеркивания контура используются различные операторы: Робертса, Собеля, Лапласа. Эти операторы отличаются количеством учитываемых соседних точек, а также способом их учета. Из перечисленных операторов экспериментальным путем было установлено, что для рентгенограмм оптимальным является оператор Собеля [4]:

$$\begin{bmatrix} A_1 & A_2 & A_3 \\ A_8 & F & A_4 \\ A_7 & A_6 & A_5 \end{bmatrix} \begin{matrix} X = (A_3 + 2 \cdot A_4 + A_5) - (A_1 + 2 \cdot A_8 + A_7) \\ Y = (A_1 + 2 \cdot A_2 + A_3) - (A_7 + 2 \cdot A_6 + A_5) \end{matrix} \quad (3)$$

Сначала находятся значения переменных  $X$  и  $Y$  по приведённым выше формулам. После находится новое значение центрального элемента:

$$F' = \sqrt{X^2 + Y^2}. \quad (4)$$

*Оптическая плотность костной ткани.* Оптическая плотность (ОП) видеоизображения на рентгенограммах зависит, в первую очередь, от плотности тканей, через которые проходит рентгеновский луч. Известно, что чем плотнее ткань, через которую проходит рентгеновский луч, тем более светлое изображение получается на негативе. Так, кортикальный слой длинной трубчатой кости выглядит на рентгенограмме практически белым, а изображение мягких тканей конечностей темным. Исходя из этого, очевидно, что оптическая плотность места перелома на рентгенограмме идентична ОП мягких тканей. По мере срастания перелома ОП будет приближаться к оптической плотности кортикального слоя. Учитывая различные качественные характеристики рентгенограмм, достаточно трудно сравнить получаемые гистограммы и корректно интерпретировать результаты. Для объективизации метода оценивается разница ОП места перелома и кортикального слоя кости.

*Измерение углов смещений и степени захождения отломков.* Разработан универсальный инструмент измерения углов смещений, поскольку каждый перелом является уникальным в своем роде. Для измерения, которых, используются формулы пространственного измерения углов между векторами:

$$\cos(\bar{a}\bar{b}) = \frac{x_1x_2 + y_1y_2}{\sqrt{x_1^2 + y_1^2} \sqrt{x_2^2 + y_2^2}}. \quad (5)$$

Степень захождения отломков можно выразить через формулу расстояния между точками:

$$d = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}, \quad (6)$$

где  $x_1, y_1$  и  $x_2, y_2$  — координаты точек на плоскости.

Представим структурную схему разработанной компьютерной системы (рис. 2).



Рисунок 2 — Структурная схема компьютерной системы

Согласно описанной методике, разработано программное обеспечение в среде программирования Delphi 7.0, которое работает в оболочке Windows на современных компьютерах. Приложение позволяет автоматизировать процесс постановки диагноза, что повышает вероятность выявления заболевания на ранней стадии, а также улучшить анатомические и функциональные результаты лечения больных, снизить количество осложнений и неудовлетворительных исходов.

#### Перечень ссылок

1. Корнилов Н.В., Кустов В.М. Жировая эмболия. — СПб, 2001.— 287с.
2. Уоссерман Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика/ Пер с англ. Зуева Ю.А., Точенова В.А. — М.:Мир, 1992 — 105 с.
3. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации/ Пер. с польского И.Д. Рудинского. — М.: Финансы и статистика, 2004. — 344 с.
4. Прэтт У. Цифровая обработка изображений. Кн.2. — М.: Мир, 1982. — 784 с.
5. Сойфер В.А. Компьютерная обработка изображений. Часть 2. Методы и алгоритмы // Соросовский образовательный журнал, №3, 1996.