

С.А. Рожков

ПОСТРОЕНИЕ СИСТЕМ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОСЕТЕВЫХ СТРУКТУР

Аннотация. В статье рассматривается задача распознавания оптических образов в условиях неопределенности предъявления и возмущений в пространстве оригинала. В основу работы положен метод компенсации входных информационных потоков. Показано, что в системе распознавания в качестве фотопреобразователя возможно использовать нейронную сеть с входным сигналом, который модулирует матрицу весов, при этом входной вектор генерируется как строка эталона.

Ключевые слова. Система распознавания, входной вектор,, оптический образ, матрица весов

Постановка проблемы

При автоматизации контроля качества на технологических производствах существует проблема создания таких систем контроля, которые могли бы обнаруживать и распознавать сложные дефекты тканей с малыми уровнями соотношения сигнал-шум [1, 2]. Создание современных систем автоматической разбраковки тканей применительно к телевизионным методам съема информации и широкое внедрение этих систем сдерживается целым рядом факторов: необходимостью разработки специальных методов и средств обнаружения сигналов дефектов, обладающих малым отношением сигнал-шум; значительными потоками информации в системах обработки сигналов; отсутствие приемников излучения фотоэлектрического типа с необходимыми кривыми спектральной чувствительности; высокой стоимостью известных систем контроля качества.

Анализ последних исследований

Особенность построения систем распознавания образов заключается в том, что они строятся как системы преобразования информации, что определяет их чувствительность к условиям предъявления входных образов. С другой стороны, инвариантность к возмущениям обеспечивают системы, которые построены с использованием обрат-

ных связей – системы по отклонению [5, 6]. При этом в задаче контроля следует учитывать и специфику объекта контроля – ткань, что требует применения методов оптимальной фильтрации. Такой подход к решению задачи обеспечивает значительное увеличение отношения сигнал–шум для дефектов основных нитей ткани и дефектов, связанных с изменением окраски тканей, загрязнениями.

Современные методы анализа состояния объектов контроля базируются на использовании оптимальных процедур построения оценок состояния, а именно:

- сглаживание, где, как правило, применяют нерекуррентные методы;
- фильтрация, где при синтезе систем управления наиболее часто используются рекуррентные методы;
- прогноз используются там, где нужна экстраполяция измерительной информации.

В общем случае оценивание является задачей восстановления состояния системы по информации о ее входах и выходах, причем задача будет разрешима только в случае, когда между данными вход–выход и состояниями можно установить однозначное соответствие.

Процедура поиска оптимальной, в смысле минимальной среднеквадратической ошибки, структуры фильтра для стационарной задачи в одномерном случае строится с использованием целевого функционала [2, 4]:

$$M\{\varepsilon^2\} = M\left\{\left[y^*(t) - \int_{-\infty}^{\infty} h(\tau)Y(t-\tau)d\tau\right]^2\right\} \quad (1)$$

где: $y(t) = f(t) + \vartheta(t)$ – аддитивная смесь сигнала $f(t)$ и шума $\vartheta(t)$, $h(\tau)$ – импульсная весовая функция системы распознавания, $M\{\varepsilon^2\}$ – математическое ожидание ошибки, $y^*(t)$ – сигнал без шумов.

При этом задача $h(\tau) \rightarrow \min M\{\varepsilon^2\}$ имеет решение, определяемое интегральным уравнением Винера–Хопфа [4]:

$$R_{fy}(\tau)d\tau = \int_0^{\infty} h(\tau)R_y(\tau-\gamma)d\gamma$$

где: R_{fy} – взаимно корреляционная функция искомого сигнала и сигнала с шумом, R_y – автокорреляционная функция сигнала.

Реализация методов распознавания изображений, основанных на быстром преобразовании Фурье (БПФ), не удовлетворяют требованиям, предъявляемым к современным системам распознавания, которые работают в реальном масштабе времени.

Предлагается система компенсации входных информационных потоков, с помощью которой возможно скомпенсировать входное воздействие за счет генерации эталонных сигналов.

Система компенсации входных потоков информации

Система предназначена для распознавания сложных образов, фильтрации сигналов дефектов тканей в автоматической системе разбраковки тканей с разнооттеночностью и с выделением признаков классов дефектов. Задача ориентирована на создание системы автоматической разбраковки тканей со сложным рисунком. Если рассматривать потоки информации образа J_0 и эталона J_3 как встречные с мерой отклонения J_ε , где $J_\varepsilon = J_\varepsilon(\mathbf{x}, \mathbf{u}, \Omega_i, t)$ – условная информация J_{03} , то возможна постановка задачи оптимального управления для эталона Ω_i : $\mathbf{x}^*, \mathbf{u}^* \rightarrow \min J_\varepsilon$ решение которой позволяет решить задачу распознавания в классе образов Ω : $\Omega_i \rightarrow \inf J_\varepsilon$.

На рис. 1 показана структурная схема системы, полученная при таком подходе. В качестве отклонения выходного сигнала объекта от сигнала модели выступает J_ε – условная информация связи между потоком J_0 и потоком J_3 .

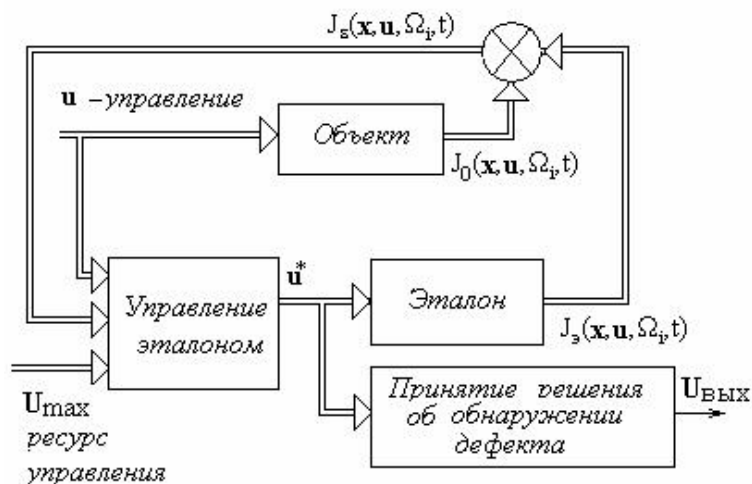


Рисунок 1 - Структурная схема системы оптимальной фильтрации

Используя идею метода допустимых преобразований [6], определим удобный для наблюдения параметр, однозначно связанный с J_ε и следуя рекомендациям [5], рассмотрим корреляционную меру бли-

зости между эталонным ω_i^* и предъявленным образом ω_i . При этом апертурное ограничение, связанное с превышением геометрических размеров поля контроля над "окном" датчика, определяет введение активного сканирующего движения датчика в поле контроля.

Сигналы эталона $f^*(\mathbf{x})$ и объекта $f(\mathbf{x})$ зависят от закона сканирующего движения в пространстве эталона как $\mathbf{x}_s = \mathbf{x}_s(t)$ и закона сканирования в пространстве объекта $\mathbf{x}_o = \mathbf{x}_o(t)$. Очевидно, при усреднении по реализациям, расстояние между эталоном и объектом следующим образом:

$$\rho^* = \max_{\Delta\mathbf{x}} \rho(\omega_i, \omega_i^*, \Delta\mathbf{x}) = \max_{\Delta\mathbf{x}} M \left\{ f^0(\mathbf{x}) f^0(\mathbf{x} + \Delta\mathbf{x}) \right\} = \max_{\Delta\mathbf{x}} \iint_{S\omega} f^0(\mathbf{x}) f^0(\mathbf{x} + \Delta\mathbf{x}) dS,$$

где: $f^0(\mathbf{x})$, $f^0(\mathbf{x})$ – центрированные сигналы эталона и объекта, $S\omega$ – область чувствительности датчика, $\Delta\mathbf{x}$ – пространственный сдвиг между эталоном и изображением.

После усреднения по времени получим среднее значение отклонения объекта и эталона:

$$\overline{\rho^*} = \max_{\Delta\mathbf{x}} \frac{1}{T} \int_0^T \rho^* dt = \iint_{S\omega} \left(\max_{\Delta\mathbf{x}} \frac{1}{T} \int_0^T f(\mathbf{x}_o(t) + \Delta\mathbf{x}) \cdot f^*(\mathbf{x}_s(t)) dt \right) dS \quad (1)$$

Пространственный сдвиг $\Delta\mathbf{x}$ в области $S\omega$ для сигнала объекта определяет параллельное представление изображения объекта в окне $S\omega$. При этом, при условии совпадения объекта и эталона $f=f^*$ существует $\Delta\mathbf{x}^*$, при котором:

$$\Delta\mathbf{x}^* \rightarrow \sup_{\Delta\mathbf{x} \in S\omega} \left(\frac{1}{T} \int_0^T f(\mathbf{x}_o(t) + \Delta\mathbf{x}) \cdot f^*(\mathbf{x}_s(t)) dt \right) dS, \quad \Delta u = 0. \quad (2)$$

В данной задаче учитывается неопределенность совмещения в пределах $S\omega$. Поэтому условие (2) переходит в условие $\Delta\mathbf{x} \in S\omega$, $\Delta\mathbf{x} = \text{const}$. Это позволяет поставить двойственную задачу при ограничениях на управление эталоном $\Delta\mathbf{u}^*(t) \rightarrow \Delta\mathbf{x} = \text{const}$. Ограничение на управление $\Delta\mathbf{u}^*(t) \in \Omega$ определяется требованием связности окрестности образа, то есть, если деформации не превышают допустимых значений, то затраты на управление не должны превышать допустимого ресурса управления.

Таким образом, если задача оптимального управления (2) при ограничениях $\Delta\mathbf{x} = \text{const}$ и $\Delta\mathbf{u}^*(t) \in \Omega$ имеет решение, то образы, поро-

дающие сигналы f и f^* , будут близкими. При этом, чем меньше затраты на управление, тем ближе образы ω_i^* и ω_i . Это дает алгоритм решения задачи распознавания:

$$\omega_i^* \rightarrow \inf_{x \in S\omega} \Delta u^* . \quad (3)$$

Следовательно, выполнение условий затухания управления, постоянства координат корреляционного максимума $\Delta x = \text{const}$ и условие совпадения эталона и объекта $f = f^*$ позволяют достигнуть supp^* .

Использование нейронной сети в качестве чувствительного элемента системы

Наибольшую сложность при решении задачи распознавания вызывает реализация алгоритма определения положения корреляционного максимума. Для решения данной задачи необходимы параллельные вычисления большого числа корреляционных функций [3, 7]. Наибольшую степень параллельности для данного процесса обеспечивает нейронная сеть, имеющая достаточно простую структуру (рис. 2).

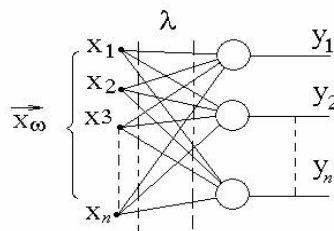


Рисунок 2 - Однослойная нейронная сеть

В общем случае для простой сети вектор входного сигнала преобразуется в вектор выхода умножением на матрицу весов, хранящую информацию о распознаваемых образах (4)

$$Ax_{\omega} = y, \quad a_i \leftrightarrow \varpi_i \quad (4)$$

Размерность вектора входа значительно меньше размерности памяти $\dim x = n$; $\dim A = n \times n$, где строки матрицы весов представляют собой набор эталонов распознаваемых образов. Таким образом, структурно работа сети представляет преобразование сигнала системой (рис. 3).

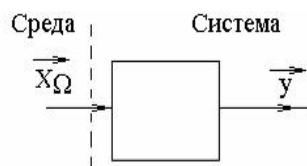


Рисунок 3 - Взаимодействие системы с внешней средой

Данный подход предполагает высокую степень параллельности вычислений, что реально возможно только при аналоговой обработке сигнала. Однако процесс вычисления традиционно реализуется как последовательный и достоинства алгоритма исчезают. С другой стороны, можно реализовать матрицу фотоприемников, обрабатывающую сигнал по такому же алгоритму, с той лишь разницей, что входной образ отражается матрицей весов (5)

$$A_{\omega} \mathbf{x} = \mathbf{y}. \quad (5)$$

В этом случае входной вектор должен генерироваться как строка ожидаемого изображения, а реакция будет определяться по компонентам выходного вектора:

$$\sum_{i=1}^n a_{ij} x_i = y_j \quad (6)$$

Структура сети в этом случае не изменяется, но входным сигналом являются значения весов (рис. 4).

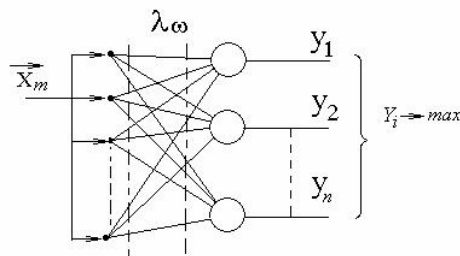


Рисунок 4 - Сеть при входе по матрице весов

В этом случае существенно то, что в замкнутой системе сеть выступает как элемент сравнения, где имеется сигнал из системы, а выходной вектор несет информацию о степени совпадения входного образа и эталона, а взаимодействие системы с внешней средой представляет компенсацию внешнего потока информации от среды и внутреннего потока информации от эталона (рис.5).

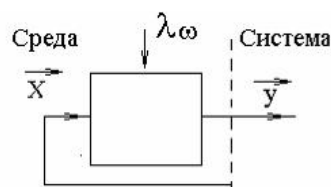


Рисунок 5 - Взаимодействие системы с компенсацией информации

Реализация матрицы входного образа должна допускать центрирование на скользящее среднее. Так же возможно центрирование и строки эталона.

$$\tilde{a}_{ij} = a_{ij} - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij}; \quad \tilde{x}_i = x_i - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i.$$

В таком случае можно представить каждый из компонентов выходного вектора как оценку корреляции строки входного образа и эталона (7).

$$\sum_{i=1}^n \tilde{a}_{ij} \tilde{x}_i = y_j \rightarrow y_i \approx R_{\omega x}. \quad (7)$$

Если во входном сигнале содержится строка, соответствующая ожидаемому образу входного сигнала, то получим максимальное значение оценки корреляции строки, что подтверждает гипотезу о соответствии входного образа эталону $\mathbf{x} \in \omega \rightarrow R_{\omega x} \rightarrow \max$. В данном случае необходимо введение подсистемы управления, которая обеспечивает стабилизацию положения выбираемых строк, как в горизонтальном, так и вертикальном направлениях:

$$\begin{aligned} u_x, & \quad \mathbf{x}(u_x), & u_x & \rightarrow \max y_i, & i \neq \text{var}; \\ u_y, & \quad \mathbf{x}(u_y), & u_y & \rightarrow \max y_i, \end{aligned}$$

где u_x, u_y – управление x и y .

Введение ограничений на ресурс управлений обеспечивает сохранение связности точек входного образа и эталона.

$$(u_{x \max}, u_{y \max}), \quad y_i = \max, \quad \begin{cases} |u_x| < u_{x \max} \\ |u_y| < u_{y \max} \end{cases} \rightarrow \mathbf{x} \in \omega.$$

При наличии подсистемы стабилизации корреляционного максимума появляется возможность достаточно просто генерировать строки образа, являющегося гипотезой. При этом, если ресурс управления достаточен, можно утверждать о непротиворечивости входного образа и выдвинутой гипотезы.

В данном случае, процесс распознавания возможно разбить на три этапа: а) выдвижение гипотезы с учетом контекста; б) генерация эталонного сигнала и в) стабилизация корреляционного максимума на фотоприемнике. Существенным моментом в данном случае является тот факт, что данные процессы распараллелены. Действительно, после выдвижения гипотезы, генерация эталона идет самостоятельно до полного завершения или до момента потери управления по превышению допустимого ресурса управления для данного образа.

Работа подсистемы стабилизации корреляционного максимума не требует анализа до момента завершения генерации эталона или до

момента потери управления. Работа подсистемы выдвижения гипотезы не задействована до конца процедуры проверки. Однако момент потери управления связан с генерацией эталона и для корректировки гипотезы предоставляются данные об области несоответствия эталона и объекта. В случае, когда матрица фотоприемников не покрывает весь объект или входной образ является только частью более сложного изображения $\omega \subset \Omega$ можно ввести дополнительные сканирующие движения как в пространстве входного образа, так и в пространстве эталона $\omega^* \Rightarrow \mathbf{x} = \mathbf{x}(\varphi_x(t), \varphi_y(t)) = \mathbf{x}(\varphi(t))$. При справедливости выдвижной гипотезы управления сканирование входного пространства и сканированием эталона различаются на управление необходимое для устранения искажений входного образа $\mathbf{u}_\Delta(t) = \mathbf{f} - \varphi$. Следовательно, необходимо ограничение ресурса управления, для обеспечения проверки условия связности точек входного образа и эталона. Если на всей траектории выполняется условие $\mathbf{u}_{\Delta \max} > \mathbf{u}_\Delta$, то между эталоном и образом нет нарушений связности и условия подтверждения гипотезы принимают вид

$$y_i = \max, \quad |\mathbf{u}_\Delta| < \mathbf{u}_{\Delta \max}, \quad \begin{cases} |u_x| < u_{x \max} \\ |u_y| < u_{y \max} \end{cases} \rightarrow \omega^* \in \Omega.$$

В случае сложного изображения возможна параллельная работа нескольких анализаторов, при этом генерация эталонов ведется одновременно по нескольким строкам. Однако условия связности и ограничение ресурсов остается единым для данного образа, что значительно сокращает ресурс памяти, требуемый для вычислений.

Таким образом, развитие методов топологического анализа, корреляционных методов, методов эластичного эталона и алгоритмов нейронных сетей с использованием известных методов теории управления предполагает возможность создания систем распознавания оптических образов, инвариантных относительно возмущений в пространстве изображений.

ЛИТЕРАТУРА

1. Катус Г.П. Восприятие и анализ оптической информации автоматической системой [Текст]. – М.: Машиностроение, 1986.–416 с.
2. Системы технического зрения (принципиальные основы, аппаратное и математическое обеспечение) /А.Н. Писаревский, А.Ф.

- Чернявский, Г.К. Афанасьев и др.; Под общ. ред. А.Н. Писаревского, А.Ф. Чернявского [Текст]. –Л.: Машиностроение. Ленингр. отделение, 1988. –424 с.
3. Бодянский Е.В., Руденко О.Г. Искусственные нейронные сети: архитектуры, обучение, применения [Текст]. –Харьков: Телетех, 2004. –369.
4. Хорн Б.К.П. Зрение роботов : Пер. с англ. [Текст]. – М.: Мир, 1989. – 487 с.
5. Дж. Ту, Р. Гонсалес. Принципы распознавания образов / Пер. с англ. И.Б.Гуревича, под ред. Ю.И.Журавлева. [Текст]. –М.: Мир, 1978, – 407 с.
6. Рожков С.А. Использование метода компенсации информационных потоков при создании систем автоматического распознавания [Текст] / С. А. Рожков, А. П. Храпливый, Т. И. Терновая, Д. А. Бражник //Автоматика. Автоматизация. Электротехнические комплексы и системы. –1998. – №2. – С.93–100.
7. Рожков С.А. Использование нейросетевых структур для построения систем распознавания образов [Текст] / С. А. Рожков, Д. А. Бражник//Автоматика. Автоматизация. Электротехнические комплексы и системы. – 2004. – № 2(14). – С.247 – 253.