

13. Зубок М.І. Безпека банківської діяльності : навч.-метод. посібн. [для самост. вивч. дисц.] / М.І. Зубок. – К. : Вид-во КНЕУ, 2003. – 156 с.
14. Аналіз діяльності комерційного банку : навч. посібн. / за ред. А.М. Герасимовича, Ф.Ф. Бутинця. – Житомир : Вид-во "Рута", 2006. – 599 с.
15. Хитрін О.І. Фінансова безпека комерційних банків / О.І. Хитрін // Фінанси України : журнал. – 2004. – № 11. – С. 118-124.
16. Побережний С.М. Організація діяльності підрозділів банківської безпеки в сучасному комерційному банку / С.М. Побережний. – Суми : ВВП "Мрія-1"ЛТД, 2004. – 54 с.
17. Александрова М.М. Развитие финансов в условиях открытой экономики : монография / М.М. Александрова, Н.Г. Виговська та ін.; за ред. проф. О.М. Петрука. – Житомир, 2012. – 416 с.

Прокопенко Н.С., Выкрук М.І. Составные безопасности банковской деятельности

Исследована суть банковской безопасности, которая состоит в том, что безопасность банка, прежде всего, выступает качественной характеристикой и освещает его состояние как такое, при котором отсутствует опасность. В тоже время, безопасность, как понятие, существует только в связи с определенным его проявлением, сферой интересов, деятельность и т. п. Также аргументировано, что финансовая безопасность выступает составной экономической безопасности. Под финансовой безопасностью банковских учреждений следует понимать состояние защищенности жизненно важных интересов банка от всевозможных внутренних и внешних угроз, и которая гарантирует наиболее эффективное использование финансовых ресурсов для обеспечения функционирования и развития банка. При этом очерчена цель безопасности банковской деятельности, рассмотрены взгляды ученых на определение "экономическая безопасность банков" и "финансовая безопасность банков", определены составные экономической безопасности банка, проработаны факторы, которые обуславливают особую роль экономической безопасности в системе мероприятий безопасности банка, отображено, что выступает критерием оценки системы экономической безопасности банка.

Ключевые слова: безопасность банка, экономическая безопасность банка, финансовая безопасность банка, факторы, что влияют на безопасность банка, банковская деятельность.

Prokopenko N.S., Vykluk M.I. The Components of the Banking Activity Security

The essence of the banking security is embodied. Bank security is primarily highlighted to perform the qualitative characteristics and describe bank condition as the one causing no danger. At the same time security as a concept existing only in connection with certainty of its manifestation, an area of interest, activities, etc. The financial security is argued to be a component of the economic security. The essence of the financial security of banking institutions should be understood as the state of protection of bank vital interests from various internal and external threats. The financial security ensures the most efficient use of financial resources for the operation and development of the bank. The objective of the banking activity security has been outlined. Scientists' views concerning the definition of "economic security of banks" and "financial security of banks" have been considered. The components of the bank economic security have been defined. The factors that determine the specific role of the economic security in the system of the bank security have been worked out. The criteria of the bank economic security system evaluation are also established.

Keywords: bank security, economic bank security, financial bank security, factors influencing the bank security, banking activity.

5. ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ГАЛУЗІ

УДК 004.023

Проф. В.С. Рогоза, д-р техн. наук;

аспир. А.А. Сергеев-Горчинский – НТУУ "Киевский Политехнический Институт", УНК "Институт прикладного системного анализа"

СРАВНЕНИЕ СТОХАСТИЧЕСКИХ АЛГОРИТМОВ ДЛЯ РАСЧЕТА ПОРЯДКА ФИЛЬТРА НИЖНИХ ЧАСТОТ

Проведено сравнение стохастических алгоритмов (роя частиц, эмуляции отжига и генетического алгоритма) применительно к задаче адаптивного расчета порядка фильтра нижних частот. Данные, для которых производилась фильтрация, были получены с датчика (акселерометра) при помощи реализованного программного пакета для регистрации движений человека во время ходьбы. Сделан вывод, что поскольку задача оптимальных параметров фильтрации для каждого конкретного случая представляется невозможным, необходимо наличие системы, способной обучаться в процессе ходьбы (поиск оптимальных параметров фильтрации для различных типов движения, кластеризация движений и запоминания их параметров). Для осуществления адаптивной фильтрации и сравнения стохастических алгоритмов была реализована математическая библиотека.

Ключевые слова: фильтр, оптимизация, эмуляция отжига, рой частиц, генетический отбор.

Введение. Применение современных информационных технологий при разработке медицинских устройств позволяет существенно расширить область применимости последних, повысить точность анализа данных о пациенте и таким образом улучшить достоверность выводов о состоянии его здоровья и улучшить эффективность предлагаемых профилактических и лечебных средств [1]. В ряде диагностических систем используются датчики (акселерометры), регистрирующие ускорения движения частей тела человека. С помощью акселерометров фиксируются также экстремальные ситуации, такие как падение для пожилых людей [2], чрезмерная активность для людей с нарушением концентрации сахара в крови [3], резкие изменения положения тела, нежелательные для людей с повышенным артериальным давлением и т.д.

Важным в таких задачах является точное определение ускорения тела, поскольку от этого зависит, насколько правильный будет прогноз состояния человека, и следовательно, насколько своевременны и правильны будут принятые необходимые профилактические меры и лечение. К сожалению, на точность данных, передаваемых от акселерометров на последующие устройства, негативное влияние оказывают различного рода магнитные, электрические и механические помехи.

Обычной реакцией датчиков на помехи является формирование случайных кратковременных электрических импульсов различной амплитуды и длительности. Для уменьшения влияния помех применяют фильтры. Поскольку частота случайных импульсов находится в диапазоне верхних частот, для выделения полезного сигнала в исходных данных целесообразно применить фильтр нижних частот (ФНЧ).

Хотя регистрируемые акселерометрами процессы при равномерном движении являются стационарными, при движении с разными скоростями характеристики процессов существенно варьируются. Так, например, при скорости движения человека 0,926 м/с частота движений равна 1 Гц, амплитуда ускорения 3 (м/с²); при скорости 1,032 м/с частота движений равна 1,25 Гц, амплитуда ускорения 4 (м/с²); при скорости 1,316 м/с частота движений равна 1,66 Гц, амплитуда ускорения 6 (м/с²). В этих условиях априорное задание оптимальных параметров фильтрации, которые были бы приемлемы для всех пациентов, является затруднительным.

Для преодоления упомянутых трудностей можно предложить подход формирования перестраиваемых фильтров. Под перестройкой фильтра в данном случае понимается эволюционный процесс синтеза модели фильтра на основе анализа сигнала, поступающего с акселерометра. Такой подход предполагает настройку фильтра на заданные условия непосредственно в процессе решения задачи фильтрации, т.е. процесс "обучения" фильтра совмещен с процессом решения задачи.

В данной работе выполнен сопоставительный анализ стохастических алгоритмов расчета фильтра, которые могут лечь в основу синтеза перестраиваемых фильтров, и предложены практические рекомендации по использованию этих алгоритмов для решения задачи корректирования параметров фильтрации сигналов, поступающих с акселерометра.

Анализ данных. Для сравнения методов фильтрации данных были рассмотрены равномерные движения человека по ровной поверхности, фиксируемые акселерометром. В эксперименте ставилась задача выделения отдельных шагов на основе анализа сигнала, поступающего с выхода акселерометра на вход обрабатывающего устройства.

Поскольку перемещение тела человека в пространстве имеет равномерный характер, то график ускорения, принимаемого телом человека на кратковременных участках его движения, характеризуется определенной цикличностью. Амплитуда сигнала пропорциональна ускорению, которое принимает тело человека при ходьбе (рис. 1).

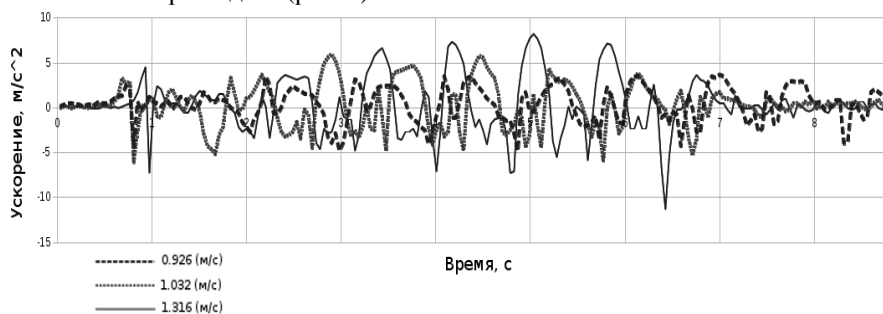


Рис. 1. Ходьба со скоростью 0,926 (м/с) = 3,312 (км/час) (7 контрольных шагов), 1,032 (м/с) = 3,708 (км/час) (6 контрольных шагов), 1,316 (м/с) = 4,716 (км/час) (5 контрольных шагов)

Наложение шумов на кривую ускорения может приводить к существенному искажению формы сигнала снимаемого с акселерометра, вследствие чего снижается точность измеряемых величин ускорения. Шумовая составляющая сигнала акселерометра характеризуется более высокими частотами по сравнению с полезной составляющей, поэтому для исключения шумовой составляющей между акселерометром и обрабатывающим устройством включается фильтр нижних частот (ФНЧ).

Как было отмечено выше, выбор наиболее подходящего фильтра не является тривиальной задачей, поскольку опорно-двигательные функции человека, а также условия окружающей среды, в которой выполняются обследования пациентов, существенно различны и индивидуальны для каждого случая.

Если значение переменной ускорения определяется в дискретных временных точках, то для математического описания процесса движения можно применить статистические методы обработки временных рядов. Важной характеристикой временных рядов является коэффициент автокорреляции:

$$r_k = \frac{\sum_{t=k+1}^n (x(t) - \bar{X})(x(t-k) - \bar{X})}{\sum_{t=1}^n (x(t) - \bar{X})^2}, \quad (1)$$

где: r_k – коэффициент автокорреляции при задержке на k замеров, n – количество замеров в выборке, \bar{X} – среднее значение ряда, $x(t)$ – линейное ускорение в момент времени t , $x(t-k)$ – линейное ускорение в момент времени $t-k$.

На рис. 2 приведены графики коэффициента автокорреляции временных рядов, определенного для трех вариантов движения человека, представленных графиками на рис. 1. Из графиков коэффициента автокорреляции (рис. 2) следует, что во всех трех вариантах движение можно рассматривать как стационарный процесс.

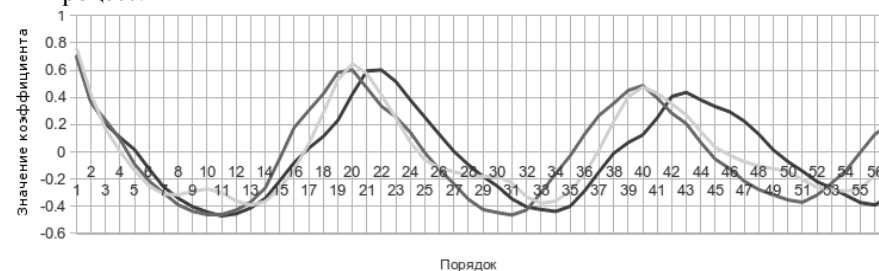


Рис. 2. Значения коэффициента автокорреляции для временных рядов

Вследствие инерционности акселерометра он не успевает отслеживать быстрые изменения мгновенного ускорения, поэтому даже при прочих идеальных условиях (отсутствии магнитных и электрических помех) возникают локальные шумы, которые можно ошибочно принять за реальное движение. Как видно из рис. 1, эти шумы можно наблюдать, например, в конечных точках траектории движения человека. Этот сигнал, который можно считать шумом механического происхождения, как и шумы других источников, можно отфильтровать с помощью ФНЧ.

Выбор фильтра. Решение задач синтеза фильтров, применимых в системах диагностики физического состояния человека, предложено в ряде работ.

В статье [4] проведено сравнение фильтров (медианного, скользящего среднего, среднего усеченного) на данных с различным типом шума (однородное, экспоненциальное и нормальное распределение). Результат сравнения показал, что фильтр "среднее усеченное" приводит к наилучшим результатам фильтрации для случая однородного шума, "скользящее среднее" – для шума с нормальным распределением, медианный фильтр – для шума с экспоненциальным распределением.

Поскольку погрешность в данных, полученных с акселерометра, имеет нормальное распределение, для дальнейшей фильтрации данных был выбран фильтр "простое скользящее среднее" (ПСС, Simple Moving Average (SMA)). Фильтр скользящее среднее имеет не рекурсивную структуру, состоящую из элементов задержки, сумматоров и умножителей, количество которых определяется порядком фильтра. Блок-схема фильтра ПСС n -го порядка приведена на рис. 3.

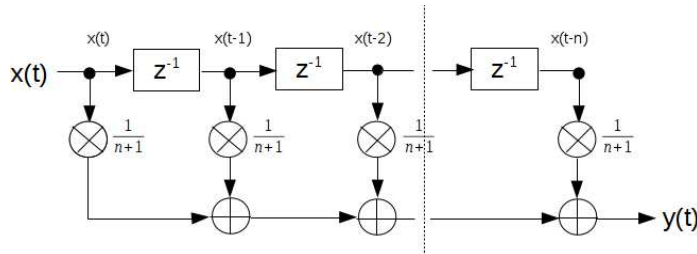


Рис. 3. Блок-схема фильтра "простое скользящее среднее" n -го порядка

В общем случае фильтр ПСС является частным случаем фильтра "взвешенное скользящее среднее" (ВСС, Weighted Moving Average (WMA)) с ограничением на значения весовых коэффициентов, значения которых равны $1/(n+1)$, где n – количество линий задержки в фильтре.

В фильтре ПСС обработанное значение линейного ускорения $y(t)$ в момент времени t определяется соотношением [5]:

$$y(t) = \frac{1}{n+1} \cdot \sum_{i=0}^n x(t-i), \quad (2)$$

где: n – количество предыдущих исходных значений, $x(t-i)$ – значение исходного линейного ускорения в момент времени $t-i$, $y(t)$ – обработанное значение линейного ускорения.

Как видно из формулы (2), сглаженное значение равно среднему арифметическому предыдущих исходных значений. От выбора значения n (количества элементов задержки) зависит задержка обработанного сигнала по сравнению с исходным сигналом, а также насколько фильтрация будет чувствительна к локальным флуктуациям (инерционность). Уровень случайной составляющей, частота дискретизации исходного сигнала и ряд других факторов влияют на соотношение указанных выше характеристик фильтрации и указывают на важность выбора оптимального значения n .

При малых значениях n фильтрация сильно зависит от значения текущего значения исходного сигнала, что приводит к чувствительности фильтра по отношению к апериодическим всплескам. В случае достаточно большого количества предыдущих n замеров, участвующих при обработке сигнала $x(t)$, инерционная зависимость от $x(t-i)$ значений позволяет выделить основные тенденции и циклы в исходном сигнале.

Выбор целевой функции. Для адаптивного расчета количества элементов задержки фильтра за основу был выбран метод наименьших квадратов (МНК) [6]. Метод МНК был применен для расчета аппроксимированных данных (по аналитической линейной функции), которые использовались в качестве "идеальных" данных для сравнения со сглаженными значениями. Для сглаживания был выбран фильтр ПСС.

Для относительной оценки качества фильтрации сглаженные значения были сопоставлены с аппроксимированными. В отличие от усреднения, как в случае со "скользящим средним", при аппроксимации оценивается регрессионная (линейная) зависимость между предыдущими данными. При этом аппроксимация позволяет отслеживать изменения исследуемой функции во времени и снизить влияние вибрационного отклика. Для того чтобы достичь желаемого компромисса между допустимой инерционностью фильтрации и способностью фильтра реагировать на быстрые изменения исследуемой функции, необходимо решить задачу рационального выбора n , которую можно сформулировать как задачу оптимизации.

В качестве целевой функции, подлежащей минимизации, было выбрано значение среднеквадратической ошибки (СКО). Поскольку в стандартном виде формула СКО, позволяет оценить степень схожести значений исходного сигнала и его прогноза, аргументы формулы были заменены на значения сглаженной и аппроксимированной функций следующим образом:

$$СКО = \frac{1}{N} \cdot \sum_{t=1}^N (y(t) - z(t))^2, \quad (3)$$

где: N – количество замеров значений ускорения, t – моменты времени, в которых выполнялись замеры, $y(t)$ – сглаженное значение линейного ускорения, $z(t)$ – аппроксимированное значение линейного ускорения. Аппроксимация производилась с помощью МНК, сглаживание с помощью фильтра ПСС. Результаты сглаживания и аппроксимации приведены на рис. 4.

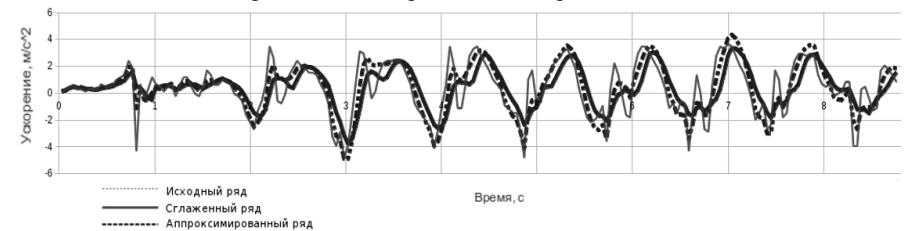


Рис. 4. Исходный временной ряд, полученный в результате замеров, ряд, сглаженный с помощью фильтра СС ($n=5$) и ряд, аппроксимированный с помощью метода НК ($n=5$)

Из рис. 4 видно, что на шестой секунде (при неоптимальном выборе параметров фильтрации) наблюдается ошибочное пересечение нуля, которое может быть воспринято как шаг исследуемого пациента. В моменты времени 0.8-1.0 с наблюдались значительные колебания, возникшие в момент закрепления датчика на теле пациента.

Минимизация целевой функции. Формула для нахождения СКО потребовала обобщения для случаев различных значений параметров n (для сглаживания) и m (для аппроксимации). Мы предлагаем следующий вариант этой формулы:

$$CKO = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N \left(\frac{1}{n+1} \cdot \sum_{i=0}^n x(t-i) - (a_i \cdot x(t) + b_i) \right)^2, \quad (4)$$

где: N – количество замеров значений ускорения, n – количество предыдущих исходных значений исследуемой функции, a_i и b_i – коэффициенты линейной аппроксимации для m предыдущих аппроксимированных замеров, включая последнее зашумленное.

На рис. 5 изображено пространство поиска, на котором по оси абсцисс отложены значения параметра n , по оси ординат значения параметра m , а по оси аппликат значения среднеквадратичной ошибки, определенной на основании соотношения (4).

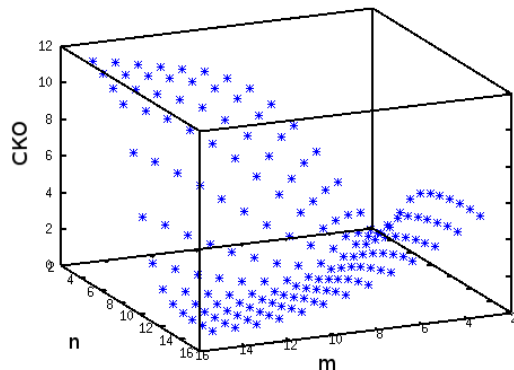


Рис. 5. Пространство поиска (СКО для n и m), для скорости 1,316 (м/с)

Поскольку целевая функция (СКО) задана дискретно, n и m принимают только целочисленные значения. Для минимизации подобной функции можно воспользоваться дискретно-стохастическими методами оптимизации, такими как алгоритм эмуляции отжига, алгоритм роя частиц и алгоритм генетического отбора. Далее остановимся на вопросе о сравнении перечисленных алгоритмов применительно к задаче минимизации функции СКО от двух аргументов (n и m).

Алгоритм эмуляции отжига. Алгоритм "эмуляции отжига" определенным образом копирует поведение атомов в металле при разогреве и постепенном охлаждении. Процесс поиска оптимального решения контролируется с помощью значения температуры металла. Когда металл разогрет до заданной максимальной температуры, в качестве оптимального значения может быть выбра-

но любое из возможных решений. По мере охлаждения металла диапазон возможных решений задачи оптимизации сужается. Вероятность принятия нового решения может быть вычислена следующим соотношением [7]:

$$\Delta C = F(X_{\text{текущее}}) - F(X_{\text{новое}}), \quad (5)$$

$$p = 1 \quad \text{при } \Delta C \leq 0, \quad (6)$$

$$p = \text{Exp}\left(\frac{-\Delta C}{T}\right) \quad \text{при } \Delta C > 0, \quad (7)$$

где: F – целевая функция (СКО), X – координаты в пространстве поиска (n , m), p – вероятность принятия нового решения, T – температура металла.

По мере охлаждения, доверительный интервал (выраженный вероятностью $p \in [0; 1]$ в соотношении (7)) сужается, что указывает на снижение вероятности принятия новых решений. Текущее решение $X_{\text{текущее}}$ (локальный минимум) сравнивается с новым значением $X_{\text{новое}}$ (вектор составленный из случайных чисел). В случае положительной разности (см. (5)), $X_{\text{новое}}$ принимается в качестве текущего решения.

Для уменьшения вероятности случайной остановки процесса поиска в локальном минимуме, необходимо выполнить сравнение p со случайным значением p' , которое принадлежит интервалу $[0; 1]$. В случае попадания числа p' в интервал $[0; p]$, значение $X_{\text{новое}}$ принимается в качестве текущего. В табл. 1 приведены численные значения параметров алгоритма эмуляции отжига, которые были выбраны в наших экспериментах.

Табл. 1. Параметры алгоритма эмуляции отжига

| | |
|-----------------------------------|---------|
| Максимальное количество итераций | 100,0 |
| Максимальная температура | 10000,0 |
| Коэффициент изменения температуры | 0,99 |

Для моделирования процесса постепенного "охлаждения" значение коэффициента скорости "охлаждения" было выбрано равным 0,99, то есть расчет очередной величины "температуры" определялся соотношением: $T_{\text{новое}} = T_{\text{предыдущее}} \cdot 0,99$. При более низких значениях коэффициента скорости охлаждения в экспериментах наблюдалось резкое понижение температуры и остановка на локальном оптимуме.

Алгоритм роя частиц. Алгоритм "роя частиц" наследует социальное поведение животных в процессе коллективной деятельности: охоты, миграции и т.д. Путем взаимодействия частицы способны находить оптимальное положение в "рое". В начале процесса моделирования принимается, что все частицы распределяются случайным образом в пространстве, с различным направлением и скоростью движения. На каждой последующей итерации особь оценивает различные варианты положения в пространстве, которые зависят от предыдущего расположения частицы, положений соседей и глобального положения роя. На каждой итерации для всех частиц рассчитываются новая скорость и направление движения с помощью следующих соотношений: [8]:

$$v_i(t+1) = w \cdot v_i(t) + c_1 \cdot r_1 \cdot (p_{ib} - x_i(t)) + c_2 \cdot r_2 \cdot (p_{gb} - x_i(t)), \quad (8)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t), \quad (9)$$

где: $v_i(t+1)$ – новая скорость, w – инерциальный вес, c_1 и c_2 весовые коэффициенты (константы) для положений частицы и роя, r_1 и r_2 случайные значения $[0;1]$, p_{ib} и p_{gb} локальные оптимальные положения для частицы и роя, $x_i(t)$ положение в пространстве для частицы в момент времени t . Параметры алгоритма роя частиц, выбранные в наших экспериментах, представлены в табл. 2.

Табл. 2. Параметры алгоритма роя частиц

| | |
|---------------------------------------|-----|
| Максимальное количество итераций | 100 |
| Количество частиц | 5 |
| Максимальное значение скорости | 3,0 |
| Весовой коэффициент положения частицы | 1,0 |
| Весовой коэффициент положения роя | 2,0 |

Алгоритм генетического отбора. Алгоритм "генетического отбора" частично воспроизводит некоторые принципы эволюции живых организмов, изложенные в работе Чарльза Дарвина "Происхождение видов", а именно: моделируются процессы постепенного улучшения популяций (в задачах оптимизации под популяцией понимается набор вариантов решения) за счет отбора наиболее приспособленных особей (наиболее удачных решений, содержащихся в наборе вариантов решений). В задачах оптимизации вопрос о том, насколько удачным является выбранное решение, решается путем оценки величины целевой функции. Если решение задачи оптимизации связано с минимизацией целевой функции, то более "удачным" считается решение, при котором величина целевой функции уменьшается.

В контексте теории эволюции каждая особь (вариант решения) описывается группой генов (геномом), а множество особей называется популяцией. В наших экспериментах размер популяции был задан константой P , а геном отдельных особей состоял из двух генов m и n .

Для того, чтобы поиск сходился, для каждой особи оценивалось значение целевой функции (CKO), и из популяции особей выбирались особи в количестве E (константа), имеющие наилучшее значение целевой функции. Оставшаяся часть популяции ($P-E$) получалась с помощью операторов мутации и скрещивания, применяемых к наилучшим особям (E).

Операция мутации сводится к замене гена, выбранного случайным образом, на другое значение из набора допустимых значений генов. Операция скрещивания сводится к обмену группами генов между двумя "родительскими" особями [9]. В решаемой задаче геном особи состоял из двух генов (n , m), при этом скрещивание производилось взаимным обменом одного гена между "родительскими" особями. Частоты скрещивания и мутации при переходе от одной популяции к следующей определяются параметрами, называемыми, соответственно, вероятностями скрещивания и мутации. Выбор этих вероятностей определенным образом задает скорость сходимости процедур поиска оптимального решения. В наших экспериментах вероятность скрещивания была выбрана равной 0,7, а мутации 0,3.

Чтобы поиск сходился, для значений целевой функции было введено условие минимума ($CKO \leq порог$) и ограничение на количество последовательных итераций без уменьшения целевой функции CKO . Поиск повторялся до тех пор, пока не находилась особь со значением целевой функции, удовлетворяющим условию минимума, или пока количество итераций без изменений не превышало заданное значение. В наших экспериментах были выбраны величины параметров алгоритма генетического отбора, приведенные в табл. 3.

Табл. 3. Параметры алгоритма генетического отбора

| | |
|----------------------------------|---------|
| Максимальное количество итераций | 51 |
| Размер генотипа | 2 |
| Размер популяции | 15 |
| Процент сохранения лучших особей | 0,3 |
| Вероятность скрещивания/мутации | 0,7/0,3 |

Результаты тестирования. В результате минимизации целевой функции (CKO) были найдены следующие значения параметров фильтра, которые приведены в табл. 4.

Табл. 4. Оптимальные значения n для скоростей

| | | | |
|--|-------|-------|-------|
| Скорость, м/с | 0,926 | 1,032 | 1,316 |
| n (для фильтрации) / m (для аппроксимации) | 10/10 | 9/9 | 12/11 |

Результат оптимальной фильтрации данных для скорости 1,316 приведен на рис. 6.

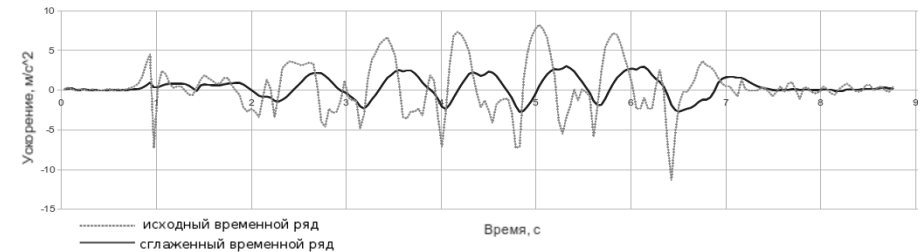


Рис. 6. Исходный временной ряд для скорости 1,316 (м/с), (5 тестовых шагов), сглаженные значения

На рис. 7 приведены данные о количестве шагов оптимизации, выполненных в алгоритмах эмуляции отжига, роя частиц и генетического отбора для достижения оптимального решения.

Рассмотренные алгоритмы были объединены в математическую библиотеку, а для оценки их работы было разработано мобильное приложение. Мобильное приложение было запущено на процессоре Nvidia Tegra 2 с тактовой частотой 1 ГГц, и оперативной памятью 1 Гб. В табл. 5 приведены оценки производительности и количества необходимой памяти для выполнения алгоритмов эмуляции отжига, роя частиц и генетического отбора.

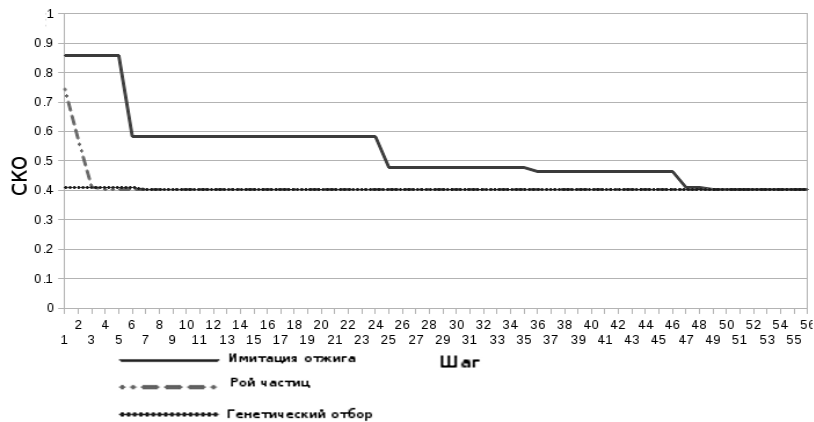


Рис. 7. Сравнение сходимости алгоритмов, для скорости 1,316 (м/с)

Табл. 5. Сходимость алгоритмов

| Скорость, м/с | 0,926 | 1,032 | 1,316 |
|----------------------------|-------|-------|-------|
| Время поиска минимума, мс | | | |
| Эмуляция отжига | 0,7 | 0,6 | 0,6 |
| Рой частиц | 0,3 | 0,3 | 0,3 |
| Генетический отбор | 0,4 | 0,5 | 0,4 |
| Задействовано памяти, байт | | | |
| Эмуляция отжига | 368 | 368 | 368 |
| Рой частиц | 440 | 440 | 440 |
| Генетический отбор | 537 | 537 | 537 |

Выводы. Основанием для написания статьи послужило изучение вопроса реализации адаптивных фильтров в системах регистрации движений человека (в статье рассмотрена ходьба). При ходьбе с различной скоростью характеристики процессов, регистрируемые акселерометром, варьируются в довольно широких пределах.

Поскольку задание оптимальных параметров фильтрации для каждого конкретного случая представляется невозможным, требуется наличие системы способной обучаться в процессе ходьбы. Обучение включает поиск оптимальных параметров фильтрации для различных типов движения, кластеризацию движений и запоминание их параметров.

Для исследования и сравнения стохастических методов оптимизации были написаны ряд компьютерных программ, которые включены в математическую библиотеку. В настоящий момент эта библиотека содержит следующие методы: линейную аппроксимацию, расчет среднеквадратической ошибки, фильтрацию стандартным скользящим средним, алгоритм эмуляции отжига, алгоритм роя частиц и алгоритм генетического отбора.

При выборе алгоритма оптимизации среди основных особенностей следует учесть скорость обработки данных и минимальное потребление ресурсов. Правильный выбор параметров для алгоритма роя частиц, таких, как количество частиц и весовые коэффициенты положений частицы и роя, позволяет дос-

тичь такого же качества оптимизации, как и в случае применения алгоритма генетического отбора.

После сравнения выделенных ресурсов было определено, что больше всего памяти было выделено для генетического алгоритма, это связано с тем, что размер популяции обычно выбирается достаточно большим, поскольку при малых размерах популяции снижается вероятность нахождения оптимального решения.

Больше всего времени на поиск оптимума потребовалось для алгоритма эмуляции отжига, что объясняется последовательным генерированием значений аргументов в алгоритме оптимизации. Высокая скорость сходимости в работе алгоритма роя частиц была достигнута заданием сильной зависимости между локальным решением и глобальным оптимальным решением.

Реализованная библиотека может быть использована для адаптивного расчета параметров фильтров нижних частот, имеющих различные применения.

Литература

1. Yang G.Z. Body Sensor Networks / G.Z. Yang, Springer-Verlag, London, 2006. – Pp. 1-10.
2. Bourke A.K. Evaluation of a threshold-based tri-axial accelerometer fall detection algorithm, A. Bourke, J. O'Brien and G. Lyons, Gait and Posture, 2007. – Vol. 26. – Pp. 194-199.
3. Matsumura T. Device for Measuring Real-time Energy Expenditure by Heart Rate and Acceleration for Diabetic Patients, T. Matsumura, V.T. Chemmalil, M.L. Gray, J.E. Keating, R.L. Kieselbach, Annual Northeast Bioengineering Conference 35th, Boston, 2009. – Pp. 1-2.
4. Wang D. Compared performances of morphological, median type and running mean filters, D. Wang, J. Ronsin, V. Haese-Coat, SPIE. – Vol. 1818, Visual Communications and Image Processing, 1992. – Pp. 384-391.
5. Smith S., Digital Signal Processing: A Practical Guide for Engineers and Scientists / S. Smith, Elsevier, 2002. – 236 p.
6. Ng L. Fast moving average recursive least mean square fit, L. Ng, R. LaTourette, Conference on Decision and Control 24th, 1985. – Pp. 1635-1636.
7. Vicentea J. Placement by thermodynamic simulated annealing, J. Vicentea, J. Lancharesb, R. Hermida, Elsevier, Physics Letters A. – Vol. 317, issue 5-6, 2003. – Pp. 415-423.
8. Parsopoulos E. Particle Swarm Optimization Method in Multiobjective Problems, E. Parsopoulos, N. Vrahatis, Symposium on Applied Computing, Spain, 2002. – Pp. 603-607.
9. Bessaou M. A genetic algorithm with real-value coding to optimize multimodal continuous functions, M. Bessaou, P. Siarty, Structural and Multidisciplinary Optimization, 2001. – Vol. 23. – Pp. 63-74.

Рогоза В.С., Сергеев-Горчинский А.А. Порівняння стохастичних алгоритмів для розрахунку порядку фільтра нижніх частот

Проведено порівняння стохастичних алгоритмів (рою часток, емуляції відпаду і генетичного алгоритму) стосовно задачі адаптивного розрахунку порядку фільтра нижніх частот. Дані, для яких проводили фільтрацію, були отримані з давача (акселерометра) за допомогою реалізованого програмного пакету для реєстрації рухів людини під час ходьби. Зроблено висновок, що оскільки завдання оптимальних параметрів фільтрації для кожного конкретного випадку видається неможливим, потрібна наявність системи, здатної навчатися в процесі ходьби (пошук оптимальних параметрів фільтрації для різних типів руху, кластеризація рухів і запам'ятовування їх параметрів). Для здійснення адаптивної фільтрації та порівняння стохастичних алгоритмів було реалізовано математичну бібліотеку.

Ключові слова: фільтр, оптимізація, емуляція відпаду, рій частинок, генетичний відбір.

Rogoz V.S., Sergeev-Gorchinskii A.A. Comparison of Stochastic Algorithms for lowpass filter order calculating

The stochastic algorithms (particle swarm, simulated annealing and genetic algorithm) applied to the problem of adaptive calculation of the low pass filter parameters are compared in the article. The data used for the filtration were obtained from the sensor (accelerometer) by implementing the software package for recording a human walking motion. The author concludes that since the task of optimal filter parameters for each case is impossible, the system able to be trained in the distance (search for the optimal filter parameters for different types of traffic, clustering movements and memorizing their parameters) is required. For the comparison of stochastic algorithms the mathematical library was implemented.

Keywords: filter, optimization, and emulation annealing particle swarm, genetic selection.

УДК 338.9+658.01

Доц. М.К. Бондарчук¹, д-р екон. наук;
доц. Г.М. Воляник², канд. екон. наук

ПОБУДОВА МОДЕЛІ ІНВЕСТУВАННЯ САНАЦІЙНИХ ІННОВАЦІЙ В ІНТЕГРОВАНІХ СТРУКТУРАХ

Для забезпечення ефективності діяльності інтегрованих структур подальшого розвитку набув механізм інвестування нововведень у період санаційних трансформацій. Запропоновано тлумачення термінів інновації інтегрованих структур та санаційні інновації. Розроблено теоретико-методологічний підхід до оцінювання економічної ефективності інтегрованих структур, які впроваджують санаційні інновації для уникнення можливих кризових явищ. Представлені теоретичні аспекти щодо окреслення головних завдань і функцій Інституту інновацій актуалізують питання з виявлення та подолання причин, які перешкоджають оздоровленню інтегрованих структур.

Ключові слова: інвестування, інновації, санація, санаційні інновації, інтегровані структури.

Постановка проблеми. Актуальність дослідження проблематики інвестування санаційних інновацій в інтегрованих структурах (ІС) визначається потребою у новітніх науково обґрунтованих методах санаційного управління економічним процесом. Відповідно до світових тенденцій розвитку економічного та науково-технологічного процесів, потреба в санаційному управлінні виникає не тільки в умовах сталого економічного функціонування інтегрованих угруповань, але й під час здійснення структурних зрушень. Практика показує, що кризи в інтегрованих об'єднаннях фінансового і промислового капіталу не тільки можливі, вони відображають власні ритми інноваційного розвитку кожного окремого суб'єкта господарювання. Варто зауважити, що в ІС створюються сприятливі умови для розроблення і впровадження різноманітних нововведень, оскільки у ІС простіше, ніж в окремого учасника об'єднання, вирішуються питання фінансування, матеріального забезпечення пошукових робіт, прискореного впровадження нових розробок [1].

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Для запобігання негативним фінансовим результатам у діяльності інтегрованих структур необхідно вжити заходів антикризової програми стосовно впровадження нововведень, тобто інновацій. Інновації, як правило, це значні капітало- та наукомісткі нововведення у розвиток основної продуктивної сили (людини), техніки, технології, науки, ін-

форматики, предметів праці. Інновації можуть мати міжгалузевий характер, потребують значних ризикованих інвестицій, розвитку інфраструктури, а також всебічної підтримки з боку держави [2, с. 281]. Для забезпечення ефективності діяльності ІС-інновації є важливим управлінським інструментом. Дослідження дають підстави стверджувати, що інновації ІС – це не тільки технічні та технологічні розробки, але й нові товари, нові послуги фінансово-кредитного, страхового, інвестиційного, довірчого, лізингового характеру, нові сприятливі умови для клієнтів, включаючи ціни та інше, які дають змогу покращити діяльність таких інтегрованих структур [3, 4]. Питання інтеграції науки і практики широко досліджують вітчизняні та іноземні науковці. Основні складності інноваційного процесу пов'язують з етапом впровадження наукового досягнення, яке потребує вкладення значних фінансових ресурсів у переобладнання устаткування, проведення маркетингових досліджень тощо. Особливість полягає у тому, що витрати на цьому етапі не окуповуються і інвестування є надлишковим, однак ці інвестиції окуповуватимуться в майбутньому [5].

Метою роботи є дослідження теоретико-методологічних засад щодо моделювання інвестування нововведень для запобігання кризовим явищам в інтегрованих структурах, яке зумовлює постановку таких завдань:

- запропонувати модель інвестування санаційних нововведень для застосування в інтегрованих структурах;
- розроблення теоретико-методологічного підходу до оцінювання економічної ефективності інтегрованих структур, які впроваджують санаційні інновації.

Виклад основного матеріалу. Особливістю інтегрованих структур є те, що вони є об'єднанням промислового та фінансового капіталів, що дає змогу поєднати можливості фінансування НДДКР за рахунок коштів, акумульованих фінансовими суб'єктами об'єднання, та пришвидшене впровадження у виробництво промислового блоку ІС отриманих результатів. Таким чином, актуальною проблемою постає дослідження впливу санаційних інновацій на конкурентоспроможність ІС.

Перевагою санаційних інновацій в інтегрованих структурах є те, що інновація може бути результатом діяльності як виробничих підрозділів, так і дослідницьких центрів, які функціонують у межах спільних визначених технологічних ланцюжків, що сприятиме пришвидшенню поширення інновацій у межах ІС під час проведення санації. Окрім цього, підприємства, які входять до її складу, можуть мати можливість внутрішньої спеціалізації і таким чином зменшити затрати на формування та впровадження інновацій, створюючи цим самим додаткові конкурентні переваги. В ІС також можуть існувати різні джерела технологічних знань і зв'язків, що сприятиме більш ефективній комбінації факторів задля досягнення конкурентних переваг.

При цьому з боку фінансово-кредитних установ ІС виконують такі задачі, як залучення капіталу до реалізації пріоритетних інноваційних програм, для створення конкурентної продукції, а також сприяння та забезпечення стійкого виробничо-господарського стану учасників ІС.

Ефективність інноваційних технологій досліджено у праці [5]. Об'єктами дослідження є реалізація інноваційних проектів та функціонування підприємств і

¹ НУ "Львівська політехніка";

² НЛТУ України, м. Львів