

Список літератури: 1. Кривошей Б.А. Расчет специализации путей сортировочного парка. // Методические указания для слушателей ФПК. – Харьков: ХИИТ, 1982. – 22 с. 2. Саков Р.А. Определение межоперационных простоев вагонов на сортировочных станциях. // Вестник ВНИИЖТ, № 7. – М.: 1968. – С. 47-54. 3. Платонов А.И. Взаимодействие процессов на сортировочной станции. – М.: Трансжелдориздат, 1955. – 244 с. 4. Крячко В.И. Выбор оптимальных параметров подсистемы “входа” методом статистических испытаний. // Сб. научн. тр. МИИТа, вып. 593. - М.: 1978. – С. 71-74. 5. Кулешов В.М., Носенко М.П. Рябушка Ю.А. Системний аналіз використання технічних засобів залізничних станцій / Восточно-Европейский журнал передовых технологий, 2/6 (26), 2007. – С. 14-16.

Поступила в редколлегию 09.01.2008

УДК 658.012

С.В.ШТЫК, М.Ф.ЛАГУТИН, докт.техн. наук

ОБРАБОТКА ЭЛЕКТРОГАСТРОГРАММЫ И ЭЛЕКТРОЭНТЕРОГРАММЫ МЕТОДОМ СЛЕПОГО РАЗДЕЛЕНИЯ СИГНАЛОВ

Пропонується спосіб рішення однієї із задач цифрової обробки сигналів електричної активності органів шлунково-кишкового тракту. Описані необхідні для обробки властивості цих сигналів. Проаналізовані останні досягнення в обробці електрогастрограми методом сліпого розділу сигналів, а також сучасні алгоритми цього метода, підібрані згідно властивостей сигналів, отриманих на виході пристрою реєстрації. Описані основні властивості алгоритму, призначеного для обробки електрогастроентерограми.

Болезни органов желудочно-кишечного тракта (ЖКТ) относятся к числу наиболее распространенных заболеваний, что определяет актуальность поиска эффективных диагностических методик и аппаратных средств для их выявления, контроля и коррекции в процессе лечения. Некоторые болезни сопровождаются нарушениями динамики моторной функции ЖКТ, которые проявляются в легком парезе или параличе. Такие нарушения особенно часты в хирургической практике и связаны с оперативными вмешательствами в брюшной полости, травмами, перитонитами, различной патологией печени, почек, сердца и других органов. Так, например, после радикальных операций на прямой кишке парезы встречаются в 60%. При хирургическом вмешательстве в органы ЖКТ, процесс восстановления чаще всего контролируется методом рентгенограммы с приемом рентгеноконтрастного вещества (бариевой смеси) перорально. Во время такого обследования пациент получает эффективную дозу в $6,7 \cdot 10^6$ Бк, что эквивалентно дозе, которую получает человек при проживании на протяжении 2,5 лет при нормальном природном фоне на территории Украины. Менее распространенным является сцинтиграфический метод, основанный на использовании препаратов с короткоживущим радиоизотопом. В этом случае лучевая нагрузка значительно ниже ($2,3 \cdot 10^6$ Бк), но стоимость обследования в шесть раз выше рентгенографического, в том числе из-за применения узкоспециализированного оборудования.

Альтернативным методом оценки динамики моторной функции желудка является электрогастрография – метод, основателем которого является Alvarez W.C. Этот метод заключается в обработке биопотенциалов, снимаемых в диапазоне частот 0,02...0,08 Гц с поверхности брюшной стенки в зоне проекции антрального отдела желудка на фронтальную поверхность тела. За длительный период существования этот метод исследования электрической активности (ЭА) органов ЖКТ не вошел в широкую врачебную практику из-за сложности обработки сигналов. Из-за перспективности этого неинвазивного и безопасного метода в данное время исследователями данной области ведется поиск способов решения возникающих задач при регистрации [1], обработке электрогастрограммы (ЭГГ), электроэнтерограммы (ЭЭнГ) и интерпретации полученных результатов. При обработке ЭГГ и ЭЭнГ возникает задача разделения сигналов ЭА органов ЖКТ, и особенно сигналов двенадцатиперстной кишки и артефакта дыхания (АД) в диапазоне перекрытия их спектров. Анализ методов цифровой обработки сигналов показывает, что для этих целей следует оценить возможность слепого разделения сигналов (СРС), который успешно применяется в электроэнцефалографии, электрокардиографии и электромиографии.

Одной из первых публикаций по применению СРС к ЭГГ является статья Wang Z.S. (1999г.) [2]. Цель исследования Wang Z. S. - выделить ЭА желудка из зашумленной многоканальной ЭГГ с помощью СРС. Смесь сигналов источников (СИ) линейная, стационарная во времени, полученная посредством смешивания с невырожденной матрицей сигналов с нулевым средним. При этом число СИ должно быть таким же или меньше числа сигналов отведений (СО). Нахождение оценки СИ осуществляется согласно выражению: $s(t) = W^T \cdot v(t) = W^T \cdot U \cdot x(t)$, где $s(t)$ - вектор СИ, $x(t)$ - вектор СО, W^T - транспонированная матрица разделения, U - матрица предварительной обработки, получаемой с помощью анализа главных компонент: $v(t) = U \cdot x(t)$, где $U_{k+1} = U_k - m \cdot [x(t) \cdot x^T(t) - I] \cdot U_k$. В качестве меры независимости

используется эксцесс. Целевая функция имеет вид: $J(w_i) = E\{(w^T \cdot v(t))^4\} + F\left(\|w_i\|_2^2\right)$,

где F - это скалярная функция, подлежащая определению; w_i - весовой вектор может корректироваться с помощью градиентного алгоритма. Результирующий алгоритм имеет вид: $w_i = s \cdot [E\{v(t) \cdot (w^T \cdot v(t))^3\}]$, где s - это скалярный множитель. Исследователь [2] сделал вывод, что примененный им метод может отделить медленные волны (МВ) желудка в норме от АД, помех и случайных шумов, а также может выделять сложный сигнал желудка при несгруппированности МВ желудка (отделы желудка сокращаются не синхронно). В норме существует только один СИ (МВ и потенциалы действия желудка), который распространяется от тела желудка к привратнику желудка. В случае несгруппированности МВ СРС выделяет большое число сигналов источников. Выделение МВ ЭА желудка возможно даже в случае большой мощности АД и сигнала электрокардиограммы (ЭКГ). Но на выходе СРС нельзя получить отдельно каждый СИ. Так из трех отведений с зашумленной смесью полезных сигналов и артефактов этот метод выделил в одном канале ЭА желудка, а в других 2-х каналах помехи, а не как предполагалось: отдельно в каждом канале какой-то артефакт или шум. Недостатком предлагаемого алгоритма является использование в качестве меры независимости СИ эксцесса, который чувствителен к выбросам. В качестве метода оптимизации целевой функции вместо

градиента следует использовать более быстрый алгоритм, к примеру, метод фиксированного направления, имеющий кубическую, а не линейную сходимость. Кроме этого в алгоритме отсутствует коэффициент обучения, что облегчает его использование, и нет необходимости в выборе функции активации, неадекватный выбор которой, в случае использования градиента, приводит к сходимости к неверному решению. Метод естественного градиента предпочтительнее только в случае необходимости адаптации к быстро меняющимся условиям.

В 2001г. Liang H. опубликовал статью [3], в которой для устранения артефактов из многоканальной ЭГГ используется метод СРС, основанный на правдоподобию. Модель смешивания тоже линейная, СИ могут иметь как гауссово, так и негауссово распределения, СИ взаимно независимы во времени, матрица смешивания полагается невырожденной. При этом число СИ должно быть меньше или равно числу СО. Главная идея в том, чтобы на основании максимума правдоподобия смоделировать вектор наблюдений $x(t)$, который сгенерирован из скрытых сигналов источников $s(t)$ с помощью линейного смешивания посредством матрицы A . Правдоподобие данных в этой модели представляет собой функцию параметров модели. При условии отсутствия шума можно использовать оценку параметрической плотности $p(x;a)$ для нахождения параметрического вектора a , минимизирующего отличия между сгенерированной моделью $p(x;a)$ и наблюдаемым распределением $p(x)$. Каждый вектор a может рассматриваться как базисный вектор матрицы A , вследствие чего $p(x;a)$ является оценкой вектора наблюдений $p(x)$. Отличие между оценкой и наблюдением может быть измерено дивергенцией Калбека-Леблера (KL): $KL(p(x), p(x;a)) = H(x) - \int p(x) \cdot \log p(x;a) dx$, где $p(x)$ - это функция плотности вероятности (ФПВ) наблюдения x , $p(x;a)$ - параметрическая оценка распределения $p(x)$, $H(x)$ - энтропия. Дивергенция равна нулю, только если оценка $p(x;a)$ равна $p(x)$. Оптимизация целевой функции проводится с помощью стохастического градиента. Для повышения вычислительной эффективности вместо стохастического градиента могут применяться естественный или относительный градиент. С помощью этого метода СРС удалось выделить сигнал ЭА желудка из ЭГГ. Этот метод может разделять как субгауссианы, так и супергауссианы без дополнительной информации об их статистических свойствах. Он может быть применен к гауссианам при условии отличающихся спектров СИ. Но метод может не справиться с устранением артефакта движения из ЭГГ из-за его малой длительности. Кроме этого градиентные алгоритмы имеют низкую скорость сходимости.

В 2003г. Ohata M.[4] с группой исследователей опубликовал статью, в которой решение задачи нахождения сигнала ЭА желудка в ЭГГ осуществляется минимизацией взаимной информации (ВИ). Модель СРС представляет собой смесь-свертку, и матрица передаточных коэффициентов имеет вид: $X(z) = \sum_t X_t z^{-t}$. Пусть

в смеси присутствует шум $n(t)$, тогда вектор матрицы СО: $x(t)=A(z) \cdot s(t)+n(t)$, где $A(z) = \sum_1 A_1 \cdot z^{-1}$ - смешивающая матрица с полным столбцовым рангом. При малом

значении шума оценка СИ: $y(t)=W(z) \cdot x(t)$. В качестве оцениваемой функции выступает ВИ, выраженная через энтропию: $I(W(z)) = - \sum_{i=1}^N E[\log q_i(y_i(t))] - H[y(t)]$,

где $E[\cdot]$ - математическое ожидание, $H[y(t)]$ - это энтропия серии $\{\dots, y(-1), y(0), y(1), \dots\}$, $q_i(s)$ - функции, являющиеся моделями для ФПВ сигналов $s_i(t)$. Если $s_i(t)$ – независимые, с идентичным распределением СИ и $q_i(s)$ выбраны максимально близко к фактическим значениям ФПВ сигналов $s_i(t)$, то разделение может быть достигнуто минимизацией $I(W(z))$ относительно $W(z)$. Для прямоугольных матриц разделения с полным рангом в римановой метрике для минимизации функции используется метод естественного градиента с неголономными ограничениями, который имеет вид: $\frac{dW(z)}{du} = -\text{offdiag}E[j(y(t)) \cdot y^H(t, z)] \cdot W(z)$, где $j_i(y) = d \cdot \log q_i(y) / dy$; $j(y(t)) = [j_1(y_1(t)), \dots, j_N(y_N(t))]^T$ и $y(t, z) = \sum_t y(t) \cdot z^t$, где параметр u - время

адаптации матрицы. Этот метод работает когда число СО больше числа СИ. Исследователем из 4 монополярных отведений получены 2 сигнала – ЭА желудка и сигналы неизвестного происхождения. Используя предположение смеси-свертки СИ органов ЖКТ, так как волны желудочной ЭА обусловлены перистальтикой желудка, поэтому сигнал желудка регистрируется в отведениях с различными задержками, исследователь приближает сигнал ЭА желудка к обработке сигналов, распространяющихся в пространстве. В статье предлагается не отходить от принципов электрографии, а именно, каждое возбужденное волокно представляет собой элементарный диполь, вызывающий появление элементарной электродвижущей силы (ЭДС). Одновременно существует большое число диполей, перемещающихся в различных направлениях. Сумма всех векторов в каждый момент времени представляет суммарный диполь и может рассматриваться как единственный или суммарный вектор ЭДС органа (желудка) в данный момент. ЭДС органа распространяется до поверхности тела, и суммарный вектор ЭДС органа проецируется на отведения. Суммарный вектор во время рабочего цикла ЭА органа постоянно меняет свою величину и направление.

Hubka P.[5] при устранении помех различного рода из ЭГГ, полученной с помощью подкожно вживленных электродов с четырех монополярных отведений, использует алгоритм т.н. быстрого анализа независимых компонент (АНК). Модель АНК - это линейная смесь взаимно независимых негауссианов, с нулевым средним и единичной дисперсией. Смесь сигналов негауссианов имеет распределение ближе к распределению гаусса. Описание алгоритма см. далее. В результате проведенных исследований из 4 монополярных отведений после обработки методом СРС были получены 4 отдельных сигнала: сигнал ЭА желудка, артефакт и короткий высокочастотный сигнал, попавший в канал регистрации.

Результаты приведенных выше исследований дают основания предполагать о возможности решения задачи выделения сигналов ЭА не только желудка, но и других органы ЖКТ: тонкого и толстого кишечника методом СРС.

Так как первым требованием для использования этого метода является наличие количества каналов регистрации превышающее число СИ, то возникла задача определения количества СИ в ЖКТ. В сегментах ЖКТ: желудок, тонкий кишечник, толстый кишечник существуют 7 пейсмейкеров (Рис.1). Первый находится в желудке, в средней части его тела, на большой кривизне, частота МВ составляет 0,033 - 0,067 Гц в норме. Второй - в двенадцатиперстной кишке сразу за пилорусом, частота его МВ составляет 0,2 Гц. Третий пейсмейкер находится в тощей кишке со

средней частотой МВ 0,113 Гц. В толстом кишечнике есть четыре пейсмейкера: в слепой кишке, в области соединения слепой и восходящей ободочной кишки, в поперечной ободочной кишке и в сигмовидной ободочной. Частота МВ каждого из четырех пейсмейкеров толстого кишечника занимает диапазон 0,05 - 0,1 Гц. Кроме ЭГГ и ЭЭнГ устройством регистрируются артефакты, которые так же рассматриваются как СИ. Поэтому минимальное количество каналов в электрогастроэнтерографе [1] должно быть не менее семи, отведенных под СИ органов ЖКТ, а так же один под АД, частотный диапазон которого 0,163 - 0,283 Гц, а так же сигнал ЭКГ, максимум спектральной плотности которого приходится на частоте около 0,7 Гц.

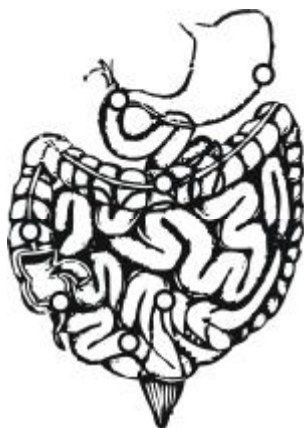


Рис. 1 – Расположение пейсмейкеров ЖКТ

Каждый алгоритм метода СРС основывается на определенных предположениях, связанных с моделью смешивания. Свойства модели смешивания СИ органов ЖКТ:

- а) СИ имеют не гауссово распределение;
- б) СИ взаимно статистически независимые;
- в) СИ не являются независимо и идентично распределенными (independent and identically distributed) [4], так как сигнал ЭА желудка имеет периодичность;
- г) задача разделения СИ ЭГГ и ЭЭнГ - это плохо обусловленная задача, так как полезные СИ и СИ артефакта дыхания имеют на порядок отличные амплитуды (среднеквадратическое значение полезного сигнала составляет 1 - 500 мкВ [1], а артефакта дыхания 5 мВ);
- д) сигнал ЭГГ представляет собой линейную смесь [2], [3], [5];
- е) СИ нестационарные, так как это биомедицинский сигнал, с течением времени статистические свойства которого изменяются;
- ж) электрическая активность желудка носит несинусоидальный характер;
- з) зашумленные сигналы в основном шум с гауссовым распределением;
- и) число СО полагается больше или равно числу СИ.

Согласно свойствам модели смешивания СИ подобраны и проанализированы такие алгоритмы СРС:

1) Общая приближенная диагонализация (Joint Approximate Diagonalization) [6]. Алгоритм состоит в нахождении четырехковариационной матрицы СО и вычисления матрицы вращения, что одновременно диагонализует собственные матрицы, полученные из полуинвариантов четвертого порядка. После применения этого алгоритма, полученные сигналы являются статистически независимыми. Основной недостаток алгоритма в вычислительной громоздкости из-за

необходимости одновременной диагонализации некоторого числа матриц данных методом диагонализации Якоби.

2) Разделение СИ второго порядка нестационарности (Second-Order Nonstationary Source separation) [7]. Этот алгоритм использует нестационарность (в смысле меняющейся во времени дисперсии) и временную структуру СИ (неисчезающую временную корреляцию) на фоне белого стационарного аддитивного шума, или стационарной интерференции и шума. Здесь для каждого временного интервала определенной длительности вычисляется ковариационная матрица, после чего для ортогонализации матриц применяется метод диагонализации Якоби.

3) Быстрый АНК (Fast independent component analysis). Разработчик этого алгоритма [8] предлагает для нахождения независимых СИ измерять негауссовость, оцениваемую абсолютным значением эксцесса или негентропией. Смысл измерения негауссовости в следствии центральной предельной теоремы, согласно которой, смесь сигналов с негауссовым распределением имеет распределение близкое гауссовому. Как оценку можно также использовать принцип максимума правдоподобия или максимизацию энтропии/информации. Недосток эксцесса в неробастности, т.е. в чувствительности к выбросам (значение эксцесса зависит от нескольких атипичных выборок в измерениях). В отличие от этого негентропия выраженная через кумулянты вычислительно менее емкая и робастная. Оценка максимума правдоподобия обладает такими свойствами как устойчивость, асимптотическая эффективность, так как именно методом максимума правдоподобия можно найти нижнюю границу ковариационной матрицы. Она предполагается наилучшей. Для нахождения оптимума целевой функции используется алгоритм с фиксированным направлением (fixed-point algorithm):

$$W_{k+1} = W_k + \text{diag}(a_i) \cdot [\text{diag}(b_i) + E\{g(y) \cdot y^T\}] \cdot W_k,$$

где $a_i = -1/(b_i + E\{g'(y_i)\})$; $b_i = -E\{y_i \cdot g(y_i)\}$, для $i=1, \dots, n$, в качестве функции $g(\cdot)$ может быть выбран тангенс гиперболический.

4) Несмещенный квази-Ньютонов алгоритм для АНК (Unbiased quasi Newton algorithm for ICA). В функции стоимости алгоритма используются кумулянты. Решением функции является седловая точка. Если выразить взаимную информацию через энтропию и вместо энтропии подставить кумулянты, то получится модифицированная функция, не имеющая прямого отношения к взаимной информации. Решение разделения теперь будет представлять собой седловую точку, а не минимум или максимум функции [9]. Алгоритм подразумевает использование для адаптации системы разделения квази-Ньютонового метода:

$$W_{k+1} = W_k - m_k \cdot (C_{y,y}^{1,b} \cdot S_y^b - I) \cdot W_k. \quad (1)$$

где $m_k = \min\left(2 \cdot h / (1 + h \cdot b), h / \left(1 + h \cdot \left\| C_{y,y}^{1,b} \right\| \right)\right)$; $C_{y,y}^{a,b} = \text{Cum}(y_i, \dots, y_i, y_j, \dots, y_j)$ - взаимная кумулянтная функция, $S_y^b = \text{diag}(\text{sign}(\text{diag}(C_{y,y}^{a,b})))$.

5) Обобщенный робастный АНК, основанный на кумулянтах (Extended robust ICA, based on Cumulants), осуществляющий поиск седловой точки [9]. В выражении (1) положим:

$$m_k = \min \left(2 \cdot h / \left(1 + h \cdot \sum_{b \in \Omega} w_b \cdot b \right), h / \left(1 + h \cdot \left\| \sum_{b \in \Omega} w_b \cdot C_{y,y}^{1,b} \cdot S_y^b \right\| \right) \right).$$

Использование нескольких кумулянтов повышают надежность алгоритма в том смысле, что хотя бы один кумулянт не будет равен нулю, кроме этого увеличивается объем используемой статистической информации, что так же повышает точность алгоритма.

б) Эквивариантное адаптивное разделение СИ (Equivariant adaptive source separation) [9]. Основанный на кумулянтах алгоритм:

$$W_{k+1} = \left(I - m1_k \cdot \left(C_{y,y}^{1,1} - I \right) + m2_k \cdot \sum_{b \in \Omega} w_b \cdot \left(S_y C_{y,y}^{3,1} - C_{y,y}^{1,3} S_y \right) \right) \cdot W_k,$$

где размер шага вычисляется по формулам: $m1_k = \min\{m0_k, m3_k\}$;

$$m2_k = \min\{m0_k, m4_k\}; m3_k = 1/2; m4_k = 1/2 \left(\max \left\{ \sum_{b \in \Omega} w_b \cdot \left| C_{y_i}^{1+b} \right| \right\} \right)^{-1}$$

$$m0_k = h / \left(1 + h \cdot \left\| C_{y,y}^{1,1} - \sum_{b \in \Omega} w_b \cdot \left(S_y C_{y,y}^{3,1} - C_{y,y}^{1,3} S_y \right) \right\| \right).$$

7) Алгоритм Пирсона (Pearson optimal) основанный на максимуме правдоподобия, где распределения СИ моделируются адаптивно системой Пирсона, оптимизация проводится при помощи алгоритма фиксированного направления [10]: $W_{k+1} = W_k + D \cdot [E\{f(y) \cdot y^T\} - \text{diag}E\{f(y_i) \cdot y_i\}] \cdot W_k$, где $D = \text{diag}[1/(E\{f(y_i) \cdot y_i\} - E\{f'(y_i)\})]$.

8) Обобщенного лямбда распределения алгоритм (Extended Generalized Lambda Distribution) [11] так же основан на максимуме правдоподобия, но для адаптивного моделирования используется обобщенное лямбда распределение. Состоит из лямбда и бета распределений. Исходя из значения эксцесса и асимметрии делается выбор между лямбда и бета распределениями. В качестве методов оптимизации целевой функции могут быть естественный или относительный градиентный алгоритм: $W_{k+1} = W_k + h \cdot (I - j(y) \cdot y^T) \cdot W_k$, где h - параметр обучения. И алгоритм с фиксированным направлением: $W_{k+1} = W_k + D \cdot (E\{j(y) \cdot y^T\} - \text{diag}(E\{j(y_i) \cdot y_i^T\})) \cdot W_k$, где $D = \text{diag}(1/E\{j(y_i) \cdot y_i\} - E\{j'(y_i)\})$.

9) ThinICA [12] - это алгоритм, который объединяет в себе свойства алгоритмов SONS, JADE и FastICA. При количестве подлежащих выделению СИ равном единице, алгоритм ведет себя как FastICA по быстрой сходимости и симметричной ортогонализации. При совпадении количества СИ и СО алгоритм выделяет все СИ одновременно, используя статистики второго или четвертого порядков или свойство нестационарности. При другом значении от одного до числа отведений алгоритм использует критерий общей оптимизации.

Проанализированные алгоритмы основаны на моделях, свойства которых частично совпадают с моделью смешивания сигналов ЭА органов ЖКТ. Искомый алгоритм должен иметь следующие свойства: 1) оценивающая функция не должна основываться на мере негауссовости из-за вероятности появления свертки СИ вследствие расстройств ЖКТ – несгруппированности или как искажения на выходе фильтров предварительной обработки; 2) в качестве метода оптимизации наиболее

перспективним являється метод фіксованого напрямлення, так як он може справитися з сигналами малої довготривалості [5] і в отличие от градиентних методів [3], метод фіксованого напрямлення має максимальну (кубическую) швидкість збігності, крім цього немає необхідності в підборі коефіцієнта навчання; 3) так як СИ органів ЖКТ нестационарні, то слід спробувати принцип алгоритму розділення СИ другого порядку нестационарності, а саме: обробити методами, призначеними для стационарних СИ інтервали СО. Метою подальших досліджень є пошук алгоритму і виділення з його допомогою сигналів електричної активності шлунка і кишечника на виході гастроентеродіагностическої системи [1].

Список літератури: 1. Кузин А.И., Штык С.В., Журавель В.В., Лагутин М.Ф. Система для реєстрації електроентерограми і електрогастрограми // Прикладна радіоелектроніка. - Харків, 2007.- с.4 (в печаті). 2. Wang Z.S., Cheung J.Y., Chen J.D.Z. Blind separation of multichannel electrogastrogramms using independent component analysis based on a neural network // Medical and Biological Engineering and Computing.-1999.-Vol.37.-PP.80-86. 3. Liang H. Adaptive independent component analysis of multichannel electrogastrogramms // Medical Engineering and Physics 23.-2001.-PP.91-97. 4. Ohata M., Matsuomoto T., Shigematsu A., Matsuoka K. Independent component analysis of electrogastrogram data // The 4th International Symposium On Independent Component Analysis And Blind Signal Separation.-2003.-PP.53-58. 5. Hubka P., Rosík V., Ždiňák J., Tyšler M., Hulín I. Electrogastrographic signals analyzed by independent component analysis // The 3rd European Medical And Biological Engineering Conference.-2005.-PP.20-25. 6. Cardoso J.-F. High-order contrasts for independent component analysis // Neural Computation.-1999.-Vol.11.-PP.157-192. 7. Cichocki A., Amari S. Adaptive blind signal and image processing: learning algorithms and applications // Reprint.-Chichester: Wiley.-2006.-PP.554. 8. Hyvarinen A., Karhunen J., Oja E. Independent component analysis // by John Wiley and Sons.-2001.-PP.481. 9. Cruces S., Castedo L., Cichocki A. Robust blind source separation algorithms using cumulants // Neurocomputing.-2002.-Vol.49.-PP.87-118. 10. Karvanen J., Eriksson J., Koivunen V. Pearson system based method for blind separation // Proceedings of Second International Workshop on Independent Component Analysis and Blind Signal Separation.-2000.-PP.585-590. 11. Eriksson J., Karvanen J., Koivunen V. Source distribution adaptive maximum likelihood estimation of ICA model // Proceedings of Second International Workshop on Independent Component Analysis and Blind Signal Separation.-2000.-PP.227-232. 12. Cruces S., Cichocki A. Combining blind source extraction with joint approximate diagonalization: thin algorithms for ICA // in Processing ICA.-2003.-PP.173-178.

Поступила в редколлегию 09.01.08

УДК 656.7:656.212.7

Г.М. СІКОНЕНКО, Т.Ю. МАРЧЕНКО

ЛОГІСТИЧНІ ПРИНЦИПИ ОРГАНІЗАЦІЇ МІСЦЕВОЇ РОБОТИ НА СТАНЦІЇ

Розглянуто основні принципи функціонування логістичних транспортно – технологічних систем доставки вантажів. Наведені умови, що характеризують рівень якості обслуговування споживачів. Запропоновано при визначенні критеріїв обслуговування, що є