

Прогнозирование с моделированием поведения в беспроводных сетях для уменьшения задержек переходов

Б.А. Шуваев

Аннотация. В беспроводных сетях (городских WMAN или локальных WLAN) все чаще возникает необходимость в движении пользователей с IP телефоном во время разговора или с портативным компьютером во время видеосвязи. При этом серьезная временная задержка при переходах беспроводного клиента от одной точки доступа к другой представляет собой нерешенную проблему для мультимедиа приложений, таких как VoIP, где задержка в сумме не должна быть больше, чем 50 мс. В статье рассматривается метод, уменьшающий задержки перехода до требуемого уровня без использования дополнительных аппаратных средств (таких как множественные радиointерфейсы или накладываемая сенсорная сеть). Подход основывается на прогнозировании посредством анализа временных рядов, при этом метод исключает сканирование радиоканалов и в итоге значительно уменьшает время перехода.

Ключевые слова: точка доступа, среда имитационного моделирования, прогнозирование, сканирование, временной ряд, беспроводные сети

Беспроводная технология передачи информации использует беспроводные сети (БС) для передачи данных, а также передачи голоса и другого мультимедиа трафика [1]. Преимущества беспроводной передачи, прежде всего, в мобильности – пользователи могут продолжать оставаться в сети, перемещаясь повсюду в зоне покрытия, гуляя по улицам, проезжая в автобусе или машине по районам города, если речь идет о беспроводной сети города (на сегодня это, в основном, стандарты IEEE 802.11 и 802.16), при этом разговаривать по IP телефону (технология Voice over IP, VoIP) или участвовать в видеоконференции. То же самое справедливо и для перемещений внутри беспроводной сети предприятия (офиса). Однако при такой мобильности каждый раз происходит серьезная временная задержка при переходе оконечной станции (ОС – ноутбук, IP телефон или другое клиентское устройство с беспроводным интерфейсом) от одной точки доступа к другой. Основная часть данной задержки пе-

рехода - это процесс сканирования [2], который включает проверку всех несущих каналов (до 13-ти каналов) для того, чтобы найти наиболее подходящую точку доступа (ТД). Пассивное сканирование при переходе от одной ТД к другой может занять около 1 секунды, тогда как активное сканирование требует 350-500 мс, что представляет собой проблему для мультимедиа приложений, таких как VoIP, где задержка в сумме не должна быть больше, чем 50 мс [3, 4].

Так как более 90% задержки перехода составляет процесс сканирования, было предложено немало методов для оптимизации данного процесса [2]. Эти методы предусматривают использование дополнительных устройств: либо дополнительных беспроводных радиointерфейсов, как предлагается в работе [5], либо накладываемую сенсорную сеть, которая обнаруживает ТД [6, 13]. Другие методы, ближайшие к предлагаемому с точки зрения уменьшения процесса сканирования, это Neighbor Graph (граф соседей), Pre-Authentication path (подготовленный

для аутентификации путь) [7] и Selective Scan with Caching (выборочное сканирование с кэшированием) [8]. Методы Neighbor Graph и Pre-Authentication path уменьшают количество сканируемых каналов, задавая направленный граф, который описывает собой топологическое размещение ТД и характеры движений клиентов. Более того, ребра между ТД, которые описывают переходы, могут добавляться и удаляться, отражая изменения. Метод Pre-Authentication path, в свою очередь, уменьшает количество избыточных сигналов между клиентом и ТД, позволяя клиентам подготавливать аутентификацию и ассоциацию к ТД, беря информацию из графа до непосредственного перехода.

Selective Scan with Caching минимизирует необходимость зондирования в течение переходов, прогнозируя последующую точку подключения, основываясь на уровне сигнала. Клиент сканирует не все 11, а лишь выборочные каналы, основываясь, в частности, на предположении, что вероятность работы соседних ТД на тех же каналах очень мала, применяя кэш с информацией о прошлых сканированиях и аутентификацию - текущая ТД используется в качестве ключа. Надо отметить, что направление движения клиента относительно расположения сот должно быть то же, что и в предыдущем переходе. А это часто не так. В итоге метод нередко ошибается в прогнозе и приносит невысокие результаты, т.к. все равно приходится сканировать, пусть и небольшое число каналов, и задержка оказывается больше требуемого IP-телефонией предела в 50 мс.

Все эти методы помогают процессу сканирования, но, к сожалению, не прогнозируют последующую ТД. Предсказание последующей ТД (ПТД) помогло бы практически исключить необходимость в процессе сканирования, т.к. топология расположения ТД статична [3].

Для уменьшения времени задержки перехода предлагается использовать прогнозирование последующей ТД, которое выполняется на сервере централизованного управления (ЦУ). Первый метод такого подхода – метод прогнозирования на основе статистики пройденных ТД – был представлен в статье [1]. Для получения прогнозов была выведена и применена модель Бокса-Дженкинса [10], в которой данными вре-

менного ряда является повторяемость того или иного перехода после текущей ТД (ТТД) для клиента с данной последовательностью пройденных переходов. Имитационное моделирование проводилось в среде “ns2” на модулях, в [8] и [7] (для проверки своих методов) и доступных в репозитории для пользования [9]. Исследовались два случая – беспроводная сеть внутри помещения (*univer*, 6 ТД и 450 клиентов, перемещение между комнатами по коридорам) и сеть района города (*gorod*, 40 ТД и 4500 клиентов, перемещение между зданиями по тротуарам).

Результаты имитационного моделирования показали, что данный метод обеспечивает временную задержку значительно лучшую, чем методы SSwC и NG. Средняя задержка перехода в данном методе 27 мс для сети *univer* и 32 мс для сети *gorod*. Для сравнения, SSwC требует 147 мс, NG обеспечивает только 328 мс. Такие результаты метода прогнозирования [1] были достигнуты по следующим причинам. Сервер присылает клиенту упорядоченный по вероятностям список из всех возможных сот (ПТД) после текущей. Если 1-я сота не подходит, клиент сразу подключается ко 2-й из списка и т.д. При этом сканирование канала не требуется, т.к. клиент уже получает адрес ТД, к которой и подключается. В данной статье предлагается метод, далее улучшающий прогноз 1-ой ТД из списка прогноза точек доступа, присылаемого сервером клиенту. Этот метод учитывает поведение клиентов при переходах, что было реализовано путем рассмотрения динамически изменяющихся групп пользователей, а также учетом таких факторов, как местоположение, продолжительность и время дня.

Факторы поведения пользователей

Фактор *местоположения* через накопление статистики учитывает статичность структур зданий, коридоров, кабинетов, дорог и т.д.

Разные клиенты часто ведут себя как группы. При этом *групповой* фактор может быть прописан вручную во время фазы регистрации клиентов, когда им выдаются пароли (аккаунты). Кроме того, группы формируются динамически из набора тех клиентов, уровень ошибочных прогнозов которых выше определенного уровня.

Фактор *времени дня* учитывает тот факт, что поведение пользователей изменяется как функция времени. Например, в академической среде студенты, по расписанию, «взрывной» толпой идут на занятия, а вечером характер прохождений через зоны действия ТД будет уже другим. В используемой для имитационного моделирования сети *univer* большинство пользователей в вечернее время – аспиранты, и большая часть из них движется в основном внутри ограниченной области передвижения (включающей кабинеты для аспирантов, лаборатории и коридоры). Во второй сети, используемой для имитационного моделирования, сети *gorod*, большинство жителей-резидентов возвращаются к вечеру домой. Кроме того, очень часто в обеих сетях наблюдается периодичность разных пользователей в передвижениях. Все это динамически модель будет учитывать сама, основываясь лишь на уровне ошибочности прогнозов и без необходимости какого-либо вмешательства.

Фактор *продолжительности* непосредственно показывает, как долго клиент подключен к радиосоте, и этим самым определяет скорость перемещений клиента по сотам.

Средняя продолжительность представляет собой обычный переход, происходящий при транзитном движении клиента сквозь соты. Таким образом, большинство переходов можно отнести к категории переходов со средней продолжительностью и использовать вместе с факторами *группы* и *время дня* для наиболее точного моделирования поведения пользователей.

Долгая продолжительность описывает случай, когда клиент выполняет какие-либо действия в соте. Причина использования данной характеристики состоит в том, что клиент может вести себя иначе в плане последующих переходов в случае продолжительного пребывания на текущей соте. Переходы с долгой продолжительностью рассматриваются как особый случай, отличающийся от переходов со средней продолжительностью, и для них будут применены разные модели авторегрессионного проинтегрированного скользящего среднего (АРПСС) [10].

Краткая продолжительность представляет собой ненужный или ложный переход. Например, рассмотрим случай движения клиента

через смежные последовательные соты c_x , c_y и c_z . Если при движении клиента двигается от c_x к c_y и затем к c_z , продолжительность подключения с c_y очень короткая, это говорит о том, что 3 смежные соты находятся близко и плотно перекрывают друг друга своими зонами покрытия. И это важно учесть, т.к. при взаимном перекрытии сот клиент может подключаться от c_x сразу к c_z , минуя лишние переходы. Кроме того, такая характеристика как *краткая* продолжительность поможет сразу исключать двойные переходы в случае кратковременного перехода на новую соту и возврата обратно, т.к. остается еще запас радиопокрытия сот.

Алгоритм метода моделирования поведения пользователей

Для того чтобы получить прогноз о наиболее вероятных последующих точках доступа (ПТД), клиент посылает серверу *запрос_прогноза* $\langle ID, P, D \rangle$, где ID – поле однозначно идентифицирующее клиента, P – последовательность переходов $\langle c_{n-k-1}, \dots, c_n \rangle$ для данного клиента, где c_n обозначает текущую соту, D – фактор продолжительности, описывающий длительность пребывания клиента в прошлой соте, т.е. в c_{n-1} . Это показано на Рис. 1, текущей сотой является w , т.е. $c_n = w$, P в таком случае принимает вид $\langle \dots, y, x, w \rangle$, а D принимает значение $t_n - t_{n-1}$. В свою очередь, сервер централизованного управления (ЦУ) в ответ присылает прогнозируемый набор, упорядоченный по приоритету ПТД, называемый в дальнейшем списком прогнозов. Этот ответ содержит прогноз в двух вариантах: при средней и долгой продолжительностях нахождения на текущей соте, соответственно $SPISOK_{medium}$ и $SPISOK_{long}$. В процессе следующего перехода к соте c_{n+1} клиент выбирает между списками прогнозов (при средней или при долгой продолжительностях) подходящий в зависимости от значения D на данной соте, которое определяется как время между реассоциацией с текущей сотой c_n

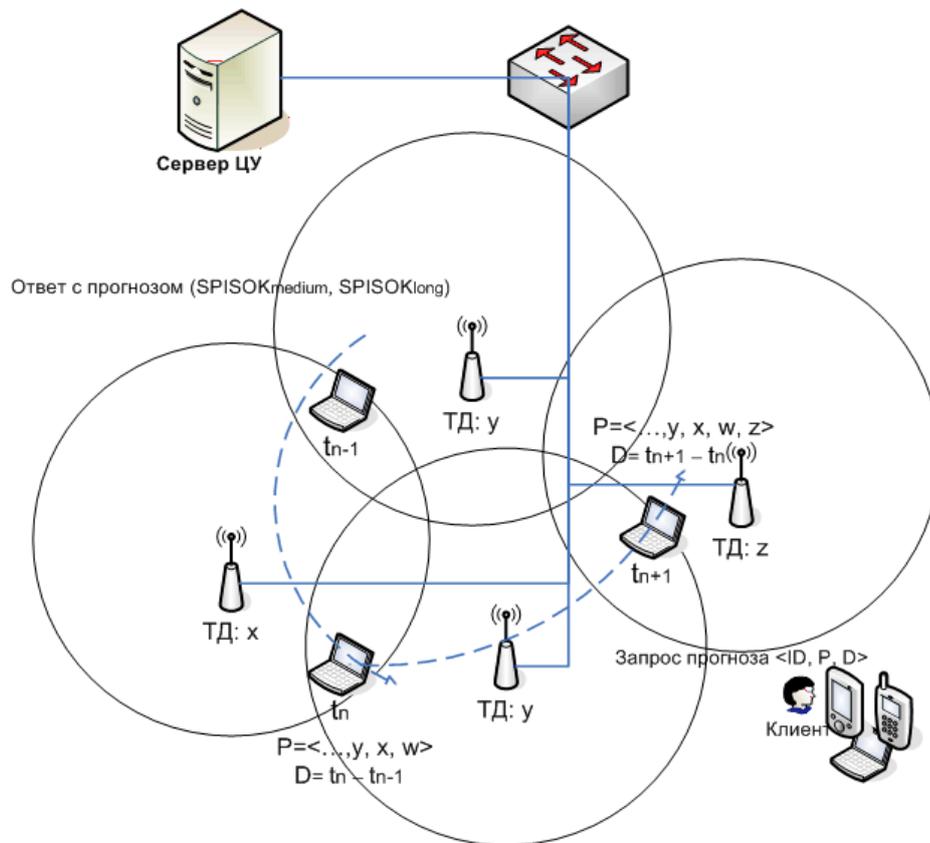


Рис. 1. Обмен клиента с сервером вида запрос-ответ

и переходом к следующей соте c_{n+1} . Если клиент выполняет следующий переход в пределах времени $t_{long} = 6$ мин., которое является порогом для определения длинной продолжительности, тогда $SPISOK_{medium}$ будет использоваться в качестве списка прогноза ПТД. Иначе клиентом будет использоваться $SPISOK_{long}$.

Схема общего алгоритма представлена на Рис. 2. После получения запроса сервер ЦУ выполняет следующую последовательность операций.

Шаг 1: По значению P производится поиск в таблице последовательностей переходов на предмет совпадения значений, результат представляет собой неупорядоченный список прогноза.

Шаг 2: В то же самое время ID используется для индексации в таблице групп и определения группы G_i в таблице из списка $\{G_0, G_1, \dots, G_{f-1}\}$, где f – номер группы.

Шаг 3: Для каждой группы G_i описывается отдельно своя групповая характеристика вре-

мени дня H_i . Как следует из названия, H моделирует такую характеристику поведения мобильных пользователей, как время дня. Временной период для H по умолчанию составляет $T = 1$ сутки, из чего следует, что клиенты, принадлежащие данной группе, показывали неизменное поведение в продолжение всего времени T . Если же некая группа клиентов показывает краткосрочные и периодические массовые переходы вразрез с обычным поведением на данном участке, то ей формируется отдельное описание такого поведения характеристикой $H_i = \{\tau_0, \tau_1, \dots, \tau_{q-1}\}$, где τ_j представляет собой временной сегмент и $\sum_{j=0}^{q-1} \tau_j = T$. Таким образом, по данным системных часов определяется значение τ_j для конкретной группы G_i (т.е. (H_i, τ_j)). Важность (H_i, τ_j) заключается в том, что пара однознач-

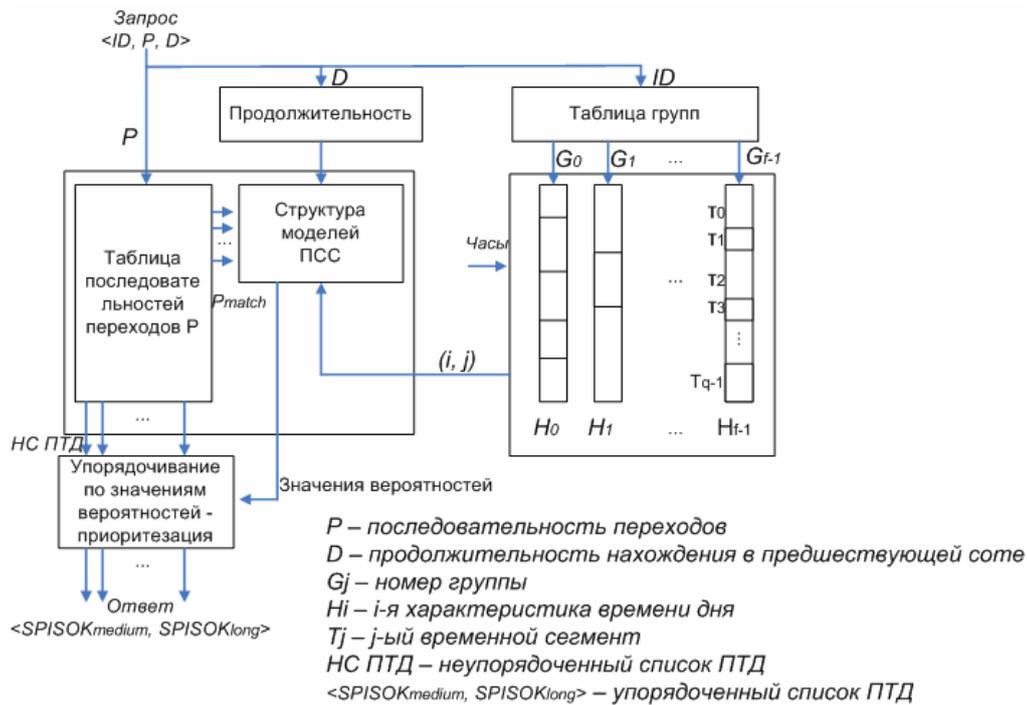


Рис. 2. Схема общего алгоритма метода

но определяет конкретную модель АРПСС для описания поведения при переходах (*m.e.* P) каждой отдельной группы в конкретное время дня при различных продолжительностях нахождения на текущей соте (*m.e.* средней и долгой продолжительностях).

Шаг 4: Следовательно, индексы i и j из (H_i, τ_j) вместе с P_{match} (списком совпадающих последовательностей переходов, полученных из таблицы последовательностей переходов) задают правильный набор моделей АРПСС, которые будут использоваться для приоритизации прогнозируемых ПТД в списках $SPISOK_{medium}$ и $SPISOK_{long}$.

Шаг 5: Наконец, происходит сортировка по приоритету элементов списков (в зависимости от значений их вероятностей) и обновление всех таблиц для учета перемены в поведении пользователей. После каждого перехода выполняется следующий набор процедур (список и краткая информация):

Процедура обновления таблицы последовательностей переходов P и массива ПСС (учет фактора продолжительности и обновление соответствующей записи ПСС);

Процедура обновления таблицы групп (формирование и расформирование групп по значениям $\rho_{disform}$ и N);

Обновление H_i (назначение новой АРПСС модели для конкретного сегмента времени).

Ниже будут рассмотрены в деталях операции основных компонент предлагаемой схемы.

Описание прогнозирования последовательности переходов марковским процессом

Рассмотрим строку, представляющую историю последовательности переходов клиента $L = a_1 a_2 \dots a_n$, где каждый символ a_i – i -ая посещенная ТД. Возьмем подстроку $L(i, j) = a_i a_{i+1} \dots a_j$ для любых $i, j: 1 \leq i \leq j \leq n$. Предположим, что предиктор определен выражением $c = L(n - k + 1, n)$. Пусть a – множество всех возможных ТД. Предполагая, что местоположение клиента есть случайная переменная X , пусть $X(i, j)$ будет строкой $X_i X_{i+1} \dots X_j$, представляющей последовательность случайных переменных для любых

$1 \leq i \leq j \leq n$. Алгоритм прогнозирования k -го порядка перемещений клиентов может быть описан марковским процессом, переходные вероятности которого определены формулами:

$$P_v(X_{n+1}=a | X(1,n)=L) = P_v(X_{n+1}=a | X(n-k+1,n)=c) = P_v(X_{i+k+1}=a | X(i+1,i+k)=c)$$

где запись $=P_v(X_i=a_i | \dots)$ обозначает вероятность того, что X_i примет значение a_i . Уравнение, представленное выше, указывает на то, что случайные величины, описывающие вероятность, зависят только от последних k символов и предполагают стационарное распределение. Эти вероятности могут быть представлены переходной матрицей M , где столбцы и строки индексированы строкой k длины так, что: $P_v(X_{n+1}=a | X(1,n)=c) = L(1,n) = M(s,s')$, где текущий контекст представлен $s = L(n-k+1,n)$, а последующий контекст $s' = L(n-k+2,n)a$. Элементы матрицы M могут быть получены оцениванием \hat{P}_v из текущей истории L , текущим контекстом c и уравнением

$$\hat{P}_v(X_{n+1}=a | L) = \frac{N(ca, L)}{N(c, L)},$$

где $N(s', s)$ обозначает, сколько раз, подстрока s' находилась в строке s . Следовательно, прогноз осуществляется путем сканирования строк матрицы M , которые относятся к текущему контексту c , и выбором записи с наибольшей вероятностью.

Таблица последовательностей переходов

Последовательность переходов P описывает историю движений и представляет собой кортеж $\langle c_{n-k-1}, \dots, c_n \rangle_P$, где c_i – i -я сота, k – размер истории, т.е. длина последовательностей переходов [1]. Таблица последовательностей переходов представляет собой базу уникальных P , представляющих общую историю шаблонов движения в сети. Для осуществления прогнозирования кортеж $\langle c_{n-k}, \dots, c_n \rangle_P$ используют для поиска кортежа $\langle c_{n-k-1}, \dots, c_{n-1} \rangle_P$ в таблице. Тогда c_n всех совпавших P и будет представлять

Таблица последовательностей переходов и ПСС (АРПСС)

Р	→	ПСС
$\langle c_1, c_4, c_5, c_6, c_2 \rangle$	→	1,67
...	→	...
$\langle c_1, c_4, c_5, c_6, c_3 \rangle$	→	2,12
...	→	...
$\langle c_1, c_4, c_5, c_6, c_5 \rangle$	→	0,75

собой ячейку – кандидата, которую клиент вероятно посетит в будущем.

В общем виде прогнозирование переходов, основанное на таблице последовательностей переходов, может быть представлено марковским процессом. В частности, для клиента с последовательностью P вида $\langle c_{n-k-1}, \dots, c_n \rangle_P$ оценка вероятности его последующего перехода на соту c_{n+1} может быть представлена как:

$$\hat{P}(X_{n+1}=c_{n+1} | X(n-k-1,n) = \langle c_{n-k-1}, \dots, c_n \rangle) = \frac{N(\langle c_{n-k-1}, \dots, c_n, c_{n+1} \rangle, L)}{N(\langle c_{n-k-1}, \dots, c_n \rangle, L)},$$

где L – полная история шаблонов переходов, N – средняя частота шаблонов переходов, записанных в АРПСС. Каждая запись таблицы последовательностей переходов и, таким образом, каждый прогноз ПТД имеет соответствующее ей поле со значением частоты, представленное АРПСС (поскольку наши модели АРПСС имеют 0 параметра авторегрессии, то в дальнейшем мы будем говорить о ПСС – о проинтегрированном скользящем среднем). По умолчанию, эти значения ПСС определены за период T . В таблице представлен пример, где имеются три совпадения с результатами, c_2 , c_3 и c_5 , которые составляют собой список прогнозируемых ПТД для последовательности P вида $\langle c_1, c_4, c_5, c_6 \rangle$. С учетом значений ПСС оценка вероятности подключения клиента на следующем шаге к сотам c_2 , c_3 и c_5 для последовательности P вида $\langle c_1, c_4, c_5, c_6 \rangle$ составляет,

соответственно: 0,466; 0,368 и 0,166. Таким образом, упорядоченный список прогноза ПТД: $\{c_3, c_2, c_5\}$.

Модели ПСС (Бокса-Дженкинса)

ПСС (проинтегрированное скользящее среднее) обычно используется для прогноза данных временного ряда и может быть получен от более общей модели авторегрессии – проинтегрированного скользящего среднего (АРПСС). Таким образом, ПСС есть не что иное, как АРПСС(0, d , q), где 0, d и q относятся, соответственно, к порядкам авторегрессионной, проинтегрированной и скользящего среднего частей модели.

Массив моделей ПСС показан на Рис. 3, который по существу представляет собой трехмерный индексный массив. Значения P_{match} и i из H_i используются в качестве индексов первых двух строчек массива. Выбирая соответствующую характеристику времени дня H_i конкретной группы G_i , получаем результат – набор ПСС моделей, ПСС_С и ПСС_Д, модели ПСС в случае средней и долгой продолжительностях нахождения клиента на текущей соте.

Результаты моделирования и выводы

Имитационное моделирование проводилось в среде “ns2” на модулях, используемых в [7, 8] и доступных в репозитории для пользования [9]. Исследовались два случая – беспроводная сеть внутри помещения (сеть университетского корпуса univer, 6 ТД и 450 клиентов, перемещение между комнатами по коридорам) и сеть района города (gorod, 40 ТД и 4500 клиентов, перемещение между зданиями по тротуарам). При этом порядок погрешности выбирался таким же, какой был выбран в данных методах-аналогах; принимается, что погрешность моделирования не больше данного значения.

На Рис. 4 (а) показаны данные точности прогноза первой ПТД метода моделирования поведения пользователей по сравнению с базовым

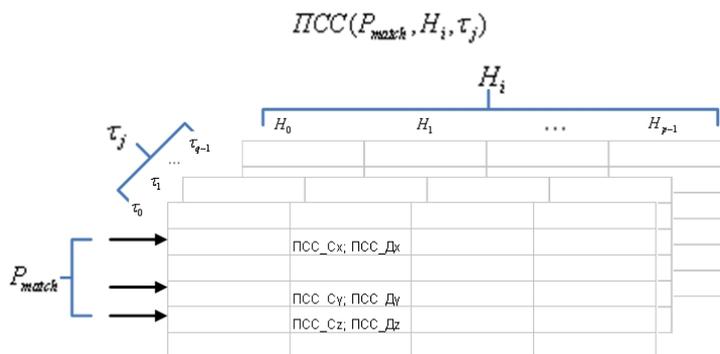


Рис. 3. Массив моделей ПСС (АРПСС)

методом прогнозирования для сети univer. Среднее общее улучшение точности прогноза первой ПТД составляет 23,0%. Более того, улучшения коснулись всех без исключения групп, однако в разной степени. Для групп, созданных вручную, прирост точности составил от 7,7% до 56% (по сравнению с базовым методом, где не используется АРПСС). Формирование динамических групп дает прирост дополнительных от -0,14% до 11,9% (минус означает, что в редких случаях базовый метод [1] приносил бы лучший результат). Фактор времени дня от 1,1% до 7,5%. Среди трех групп самые большие улучшения и наибольший эффект метода показали студенты. Это объясняется тем, что их поведение привязано к расписанию занятий, а значит, их переходы достаточно периодичны. Фактор продолжительности принес от 0,4% до 7,9%, где наибольшее значение показали студенты.

Подобным образом большинство групп в сети gorod показали значительное улучшение по сравнению с первоначальным методом даже с применением АРПСС [1] (Рис. 4 б), со средним общим значением 42,9% (против базового метода без АРПСС [1]). Среди них Nomadic («бродячие» пользователи) и регулярные пассажиры (С-I, С-II, С-III и С-IV) [1] показали значительное улучшение. Это объясняется тем, что «бродячие» пользователи совершают перемещения значительно дальше других и более хаотично, что отличает их от остальных групп. С другой стороны, регулярные пассажиры двигаются в определенное время в определенном месте. Следовательно, они показывают улучшение результатов еще и за счет применения фактора времени дня. В противоположность

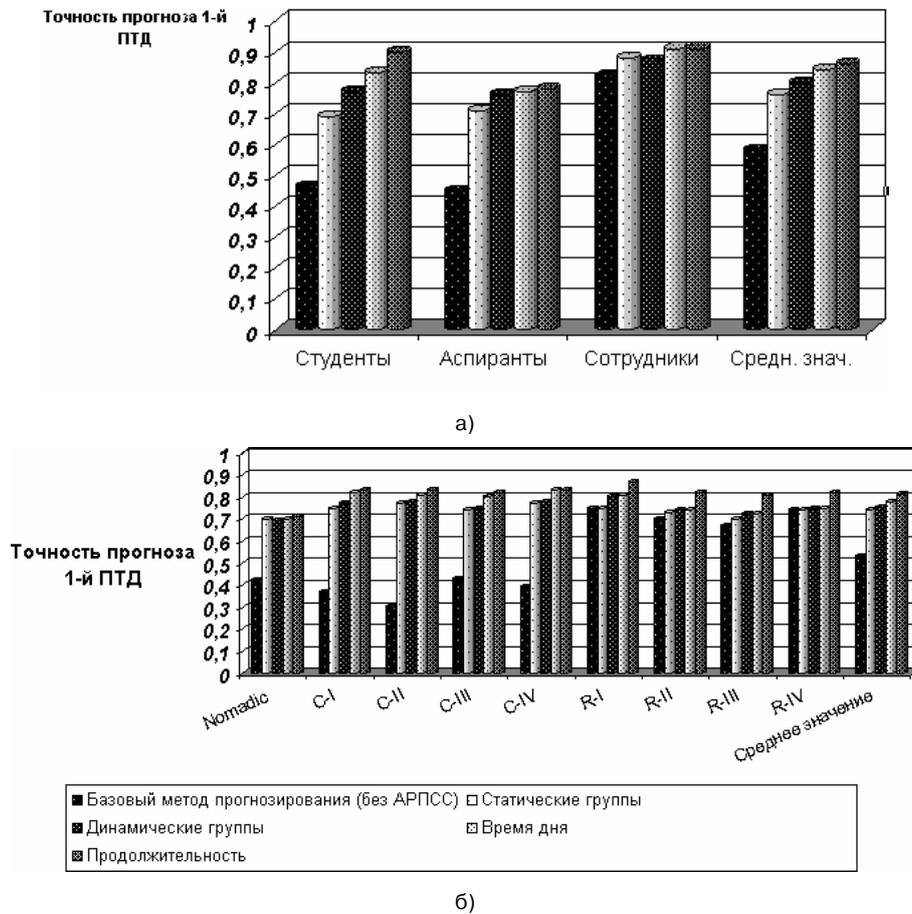


Рис.4. Точность прогнозирования последующей точки доступа для моделей *univer* (а) и *gorod* (б)

им, постоянно проживающие жители (резиденты) получили больше других от фактора продолжительности. Это объясняется тем, что перемещения жителей-резидентов происходят в течение всего дня (т.е. довольно хаотично по времени) и обычно в пределах района проживания, следовательно, имеют место более частые переходы по одним тем же сотам с разной целью, а значит, цель перемещения будет чаще зависеть от фактора продолжительности.

Наконец, на Рис. 5 сравниваются задержки переходов. Результаты моделирования показывают, что метод моделирования поведения пользователей уменьшает время задержки для сетей *univer* и *gorod* на 12,7% и 23,1%, соответственно. Улучшение задержки переходов для сети *univer* может показаться довольно умеренным по сравнению с базовым методом прогнозирования (без АРПСС), но результаты уже очень близки к нижней границе задержки: время переключения на канал + время аутентификации + время реассо-

циации = 21,4 мс. Более важно то, что при рассмотрении отдельных задержек перехода виден значительный эффект улучшения результата для некоторых пользовательских групп. Так, для студентов сети *univer* задержка улучшилась на 27,4%, в то время как аспиранты получили 21%. Это справедливо и для сети *gorod*, где задержка уменьшилась на 35,2% по сравнению с базовым методом прогнозирования (без АРПСС). Другие группы дают в результате близкую друг к другу низкую задержку.

Если при полном сканировании задержка перехода в среднем составила 583 мс/678мс (*gorod/univer*), при полном сканировании с улучшенными параметрами задержек реаутентификации и реассоциации [12] в данных моделях - 170мс/164мс, то данный метод приносит результаты 24 и 25 мс.

Итак, предложенный подход, в отличие от других, использует общую историю переходов для определения направления перехода клиен-

та, не требует дальнейшего сканирования и в итоге дает лучшие результаты. Однако требуется время для предварительного накопления исходных данных для прогноза и статичность (неподвижность) всех ТД. Кроме городских, офисных, складских и производственных беспроводных сетей различных стандартов, возможно применение данного подхода и методов, например, для пассажиров самолетов (ТД будут являться наземные базовые станции и спутники), т.к. существует расписание и маршрут полетов. Кроме того, несложно написать программу, получающую информацию из GPS-карты с обозначенными базовыми станциями (точками доступа) при задании пункта (точки) назначения GPS и преобразовании этой информации в данные для заполнения таблиц данного метода прогнозирования.

Литература

1. Шуваев Б.А. Метод прогнозирования в беспроводных сетях для уменьшения задержек переходов. М.: Качество. Инновации. Образование. №7, 2010.
2. Шуваев Б.А. Метод прогнозирования последующей точки доступа на основе истории пройденных точек доступа для уменьшения временных задержек переходов в беспроводных сетях// Ежегодная научно-техническая конференция студентов, аспирантов и молодых специалистов МИЭМ 2010.
3. Шуваев Б.А. Построение модели прогнозирования для задачи уменьшения временных задержек при переходах между узлами ячеистой беспроводной сети // Ежегодная научно-техническая конференция студентов, аспирантов и молодых специалистов МИЭМ 2009.
4. А.А. Сафонов. «Анализ механизмов синхронизации в персональных и локальных беспроводных сетях», АВТОРЕФЕРАТ дисс. на соиск. уч. ст. к.т.н. Институт проблем передачи информации им. А.А. Харкевича РАН. Москва, 2008
5. V. Brik, A. Mishra, and S. Banerjee. "Eliminating handoff latencies in 802.11 WLANs using multiple radios: applications, experience, and evaluation." Internet Measurement Conference (IMC), 2005.
6. S. Waharte, K. Ritzenthaler, and R. Boutaba. "Selective active scanning for fast handoff in WLAN using sensor networks." Mobile and Wireless Communications Networks (MWCN), 2004.

Шуваев Борис Алексеевич. Аспирант Московского государственного института электроники и математики (ГУ). Окончил Московский институт электронного машиностроения в 2007 году. Автор одной печатной работы. Область научных интересов: беспроводные сети. E-mail: shbori@yandex.ru.

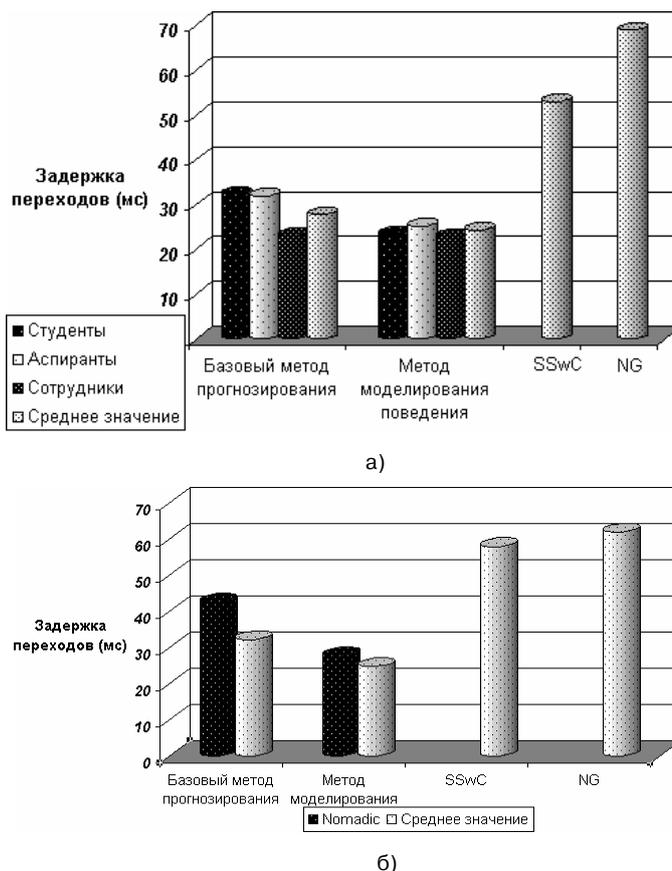


Рис.5. Задержки переходов для моделей *univer* (а) и *gorod* (б)

7. S. Shin, A. Mishra, and W.A. Arbaugh. "Improving the latency of 802.11 handoffs using neighbor graphs." The International Conference on Mobile Systems, Applications and Services (MOBISYS), 2004. С. 70-83.
8. S. Shin, A. G. Forte, A. S. Rawat, and H. Schulzrinne. "Reducing mac layer handoff latency in IEEE 802.11 wireless LANs," ACM International Workshop on Mobility Management and Wireless Access (MOBIWAC), 2004.
9. Репозиторий модулей для NS2. <http://www.isi.edu/nsnam/repository/index.html>
10. Бокс Дж., Дженкинс Г. Анализ временных рядов, прогноз и управление. Вып.1. М.: МИР, 1974. 405 с.
11. B. Furht, M. Pyas. "Wireless Internet Handbook: Technologies, Standards and Applications." Auerbach, 2003.
12. H. Velayos and G. Karlsson, "Techniques to Reduce IEEE 802.11b MAC Layer Handover Time," Proc. IEEE International Conference on Communications, June 2004.
13. Электронная версия статьи 6. (прим. сенсорной сети) <http://oxford.academia.edu/SoniaWaharte/Papers/256115/SelectiveActiveScanningforFastHandoffInWLANUsingSensorNetworks>.